POLYPUBLIE
Polytechnique Montréal

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL
UNIVERSITÉ D'INGÉNIERIE

Titre: Title:	Régionalisation en analyse du cycle de vie : Analyse conséquentielle des filières alternatives pour le transport en france
Auteur: Author:	Laure Patouillard
Date:	2018
Type:	Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis
Référence: Citation:	Patouillard, L. (2018). Régionalisation en analyse du cycle de vie : Analyse conséquentielle des filières alternatives pour le transport en france [Thèse de doctorat, École Polytechnique de Montréal]. PolyPublie. https://publications.polymtl.ca/3106/

Document en libre accès dans PolyPublie
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: PolyPublie URL:	https://publications.polymtl.ca/3106/
Directeurs de recherche: Advisors:	Manuele Margni, Cécile Bulle, & Pierre-Alain Jayet
Programme: Program:	Doctorat en génie industriel

Ce fichier a été téléchargé à partir de PolyPublie, le dépôt institutionnel de Polytechnique Montréal
This file has been downloaded from PolyPublie, the institutional repository of Polytechnique Montréal

https://publications.polymtl.ca

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

RÉGIONALISATION EN ANALYSE DU CYCLE DE VIE : ANALYSE CONSÉQUENTIELLE DES FILIÈRES ALTERNATIVES POUR LE TRANSPORT EN FRANCE

LAURE PATOUILLARD

DÉPARTEMENT DE MATHÉMATIQUES ET GÉNIE INDUSTRIEL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

ET

INSTITUT DES SCIENCES ET INDUSTRIES DU VIVANT ET DE L'ENVIRONNEMENT (AGROPARISTECH)

THÈSE EN COTUTELLE PRÉSENTÉE EN VUE DE L'OBTENTION

DU DIPLÔME DE PHILOSOPHIAE DOCTOR

(GÉNIE INDUSTRIEL)

MAI 2018

© Laure Patouillard, 2018.

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Cette thèse intitulée :

RÉGIONALISATION EN ANALYSE DU CYCLE DE VIE : ANALYSE CONSÉQUENTIELLE DES FILIÈRES ALTERNATIVES POUR LE TRANSPORT EN FRANCE

présentée par : PATOUILLARD Laure

en vue de l'obtention du diplôme de : Philosophiae Doctor

a été dûment acceptée par le jury d'examen constitué de :

M. SAMSON Réjean, Ph.D., président

M. MARGNI Manuele, Ph.D., membre et directeur de recherche

Mme BULLE Cécile, Ph.D., membre et codirectrice de recherche

M. JAYET Pierre-Alain, Ph. D., membre et codirecteur de recherche

M. MARÉCHAL François, Ph.D., membre

M. BENETTO Enrico, Ph. D., membre externe

DÉDICACE

À mes grands-parents,

À tous ceux qui font preuve de bon sens.

« Pour être efficace, restons feignants. »
Simone Patouillard

« Il est quelquefois sans inconvénient de remettre à plus tard son travail. Mais, s'il s'agit des baobabs, c'est toujours une catastrophe. »
Le Petit Prince de Antoine de Saint-Exupéry

« He who receives an idea from me, receives instruction himself without lessening mine; as he who lights his taper at mine, receives light without darkening me. »
Thomas Jefferson

REMERCIEMENTS

Un doctorat, c'est tout une aventure! Merci à tous ceux que j'ai croisé sur mon chemin pendant ces belles années, ceux avec qui j'ai pu partager des moments d'inspiration, de joie et de peine, et tous ceux que je vais oublier maladroitement dans ces remerciements.

Un grand merci à Manuele et Cécile B. qui m'ont guidé et sagement conseillé pendant ce doctorat. Vos intelligences, tant technique qu'émotionnelle, ont été un soutien inestimable. Merci pour la confiance que vous m'avez témoigné tout au long de ce parcours. Merci également à Daphné et Pierre pour votre encadrement toujours avisé et votre investissement qui m'ont beaucoup aidé dans la réussite de ce projet. Merci à Pierre-Alain pour nos échanges de qualité malgré la distance.

Merci aux différentes personnes avec qui j'ai eu la chance de collaborer et qui ont accepté de partager avec moi leurs expertises. Merci à Pascal pour tes précieux conseils. Merci à Pablo pour ton regard toujours naïvement critique. Merci à Dominique et Cécile Q. Thanks to Xun and Chris for sharing ideas and to all the other UNEP working group members. Thanks to all the GreenDelta team members for your welcome and your time in Berlin. Thanks to Urs for your hospitality in Lausanne and for giving me the opportunity to work with Nestlé.

Merci à IFP énergies nouvelles, aux partenaires de la Chaire internationale sur le cycle de vie et à la fondation SCORELCA pour leur soutien financier.

Merci à tous les membres du CIRAIG pour l'ambiance chaleureuse et inspirante que vous savez créer et qui m'a permis de grandir au cours de ces dernières années. Merci à toi Pablo pour tous ces bons moments partagés et pour ton soutien toujours sans faille. Merci Anne-Marie pour toute l'énergie et la confiance qui nous partageons, autant sur ton balcon que sur la piste de danse. Merci François pour nos sessions escalade et autres poutines. Merci Ivan pour ton aide et ton efficacité lors de nos charges de TD. Je n'oublie pas bien sûr ceux qui ont continué leurs chemins au-delà des murs du CIRAIG. Merci Leyla pour ton enthousiasme et nos discussions toujours passionnantes, dans un spa ou ailleurs. Merci Stéphanie et Mélodie pour ces bons moments passés ensemble, un peu comme hors du temps. Merci Constant pour entretenir en moi cette flamme musicale. Merci Elsa pour nos séances de sport endiablées. Merci également à Gaël, Viet et Vincent.

Un grand merci à toute la belle équipe de PolyCarbone, vous m'inspirez et me faites grandir chaque jour un peu plus. Grâce à vous les mots *partage*, *collaboration*, *bienveillance* (et *brunch*) prennent tout leur sens. Merci à toi Anne-France pour ta confiance et ton soutien de tous les instants autour d'un café ou d'une poutine, et tes blagues douteuses. Merci Catherine pour ton enthousiasme et tes idées toujours aussi saugrenues que les miennes. Merci Stéphanie, Hassana, Gabrielle et Nolwenn pour toute l'énergie que vous savez partagé, et ce toujours dans la bonne humeur!

Merci à mes collègues de l'IFPEN pour m'avoir accompagné dans le montage et le déroulement de ce projet. En particulier, merci à Benoit de toujours avoir cru en moi et d'avoir su me convaincre d'aller de l'avant. Merci à Pierre pour nos sessions de chants lyrico-pathétiques. Merci Daphné pour ta bonne humeur à toutes épreuves. Merci Anne pour ta fantaisie et nos rires partagés. Merci à Simon pour le CEDEV.

Je n'oublie pas bien sûr tous mes amis d'un côté et de l'autre de l'Atlantique qui ont supporté mes aller-retours périodiques.

Pour le côté Est, merci à mes Gazelles : Tamara, Marion, Alice, Sabrina, Léa, Dodo. Votre amitié a une valeur inestimable à mes yeux. Merci à Étienne pour la tendresse, la patience et le soutien que tu m'as apporté, je ne l'oublierai pas. Merci à la coloc Stalingrad, en particulier à Tamara et GAS pour ces tranches de vie partagées. Merci à Claire pour nos sessions resto toujours au top. Merci au Selvaggio pour les vacances escalade. Merci à Matthias de toujours répondre présent après toutes ces années.

Pour le côté Ouest, merci à mes anciens colocs, en particulier Jod et Bernard avec qui nous avons partagé bien plus que qu'un toit. Merci au Ukulélé Club de Montréal pour cette ukuthérapie bi-hebdomadaire et merci à toutes les belles personnes que j'ai eu la chance de rencontrer là-bas. Merci à Christine et Sébastien pour nos belles soirées musico-cinémato-philosophiques que j'attends toujours avec impatience. Merci à Lucie pour tous nos crimes et châtiments. Merci à Maxime pour nos soirées musicalement bières. Merci à Alain pour nos beaux duos. Merci également à toute la belle gang de la coinche à Montréal et ses fameux chalets quatre saisons. Merci à Clément, dieu de la coinche, pour nos échanges riches et constructifs. Merci à Mélanie pour ton énergie chantonnante et tes bons petits plats. Merci à Fabien, Rémy, Jérôme et Raph pour ces morceaux Toutatout. Merci aux Optimistes Clément, Bastien, Élodie et Jeremy. Merci aux Documenteurs. Merci à Solon pour tes idées de partage. Merci à Eliott pour ta réalité virtuelle bien

réelle. Merci Aimeric pour nos soirées folles. Merci à Christelle pour nos échanges constructifs de ces derniers mois. Et enfin, un grand merci Carlos pour ton calme, ta sérénité, ta joie de vivre et tout ce que tu m'apportes.

Pour finir, je tiens à remercier du fond du cœur ma famille qui m'a toujours soutenu, dans cette aventure et bien d'autres encore. Vous m'avez donné la force et le courage de suivre mes rêves. Une pensée toute particulière pour toi Papy Pierre pour ton soutien et ton écoute jusqu'à ton dernier jour, et aussi à toi Mamy Odette pour m'avoir enseigné l'importance de faire le métier que l'on aime.

RÉSUMÉ

Prendre une décision dans une perspective de développement durable nécessite d'évaluer ses bienfaits économiques, sociaux et environnementaux, et donc de sa durabilité. L'Analyse du Cycle de Vie (ACV) environnementale est un des outils d'évaluation de la durabilité, dans la mesure où il permet d'évaluer les impacts environnementaux potentiels des produits, services ou décisions. Ses principales forces sont : (i) la quantification des impacts environnementaux tout au long de la chaine de valeur (vision cycle de vie : depuis l'extraction des matières premières, leur transformation, leur utilisation et leur fin de vie), et (ii) la traduction des émissions et prélèvements vers et depuis l'environnement (inventaire) en impacts sur les changements climatiques, sur la santé humaine et sur la qualité des écosystèmes grâce à l'utilisation de facteurs de caractérisation (FC). Elle offre la possibilité d'identifier des pistes de réduction des impacts environnementaux avec une vision systémique. En particulier, l'ACV conséquentielle, complémentaire à l'approche attributionnelle classiquement utilisée, permet de quantifier les conséquences environnementales potentielles d'une décision, telle que la mise en place d'une politique publique ou le développement de nouvelles technologies. Son utilisation s'avère pertinente pour les études d'impact effectuées avant l'adoption d'une politique publique. Toutefois, comme pour tout outil d'évaluation, l'ACV comporte des limites. Une de ses principales limites porte sur l'incertitude de ses résultats, qui peut être importante et n'est encore que trop rarement évaluée. En tant qu'outil d'aide à la prise de décision, une attention particulière doit être portée à la réduction des incertitudes en ACV, afin de réduire l'incertitude totale de la prise de décision. La régionalisation, qui consiste à améliorer la représentativité géographique des résultats d'ACV, est un des moyens de réduire l'incertitude liée à la variabilité spatiale en ACV. À cet effet, diverses approches à différents niveaux en ACV existent et peuvent être intégrées par le praticien ACV, telles que la régionalisation de l'inventaire et la spatialisation de l'inventaire. Cependant, les approches existantes demeurent aujourd'hui mal identifiées et leurs conditions d'utilisation pertinentes restent à clarifier. De plus, l'intégration de la régionalisation peut induire une charge supplémentaire de travail pour le praticien ACV, notamment au niveau de la collecte des données et de la modélisation. Afin d'optimiser l'effort du praticien dans la réduction des incertitudes spatiales, il est donc nécessaire de mettre en place une méthodologie de priorisation dans la collecte des données pour la régionalisation. Cette priorisation viserait à identifier les données les plus contributrices à l'incertitude, c'est-à-dire les plus sensibles, et donc où le potentiel de réduction est le plus élevé. Or, les rares méthodologies existantes pour

prioriser l'effort de collecte des données en ACV s'avèrent peu adaptées à la structure de l'ACV et la validité de leur priorisation reste discutable. Par ailleurs, il n'existe pas de méthodologie pour prioriser l'effort de régionalisation en ACV.

Afin de traiter ces différentes limites, l'objectif général de ce projet est de développer un cadre méthodologique permettant de prioriser l'effort de réduction de l'incertitude en ACV à travers l'opérationnalisation de la régionalisation, dans le but d'améliorer la prise de décision. Il se décline en quatre objectifs spécifiques : 1) formuler un cadre structurant et opérationnel pour l'utilisation des approches existantes pour la régionalisation en ACV, 2) développer une méthodologie de priorisation de collecte des données en ACV pour la réduction des incertitudes spatiales afin de prioriser l'effort de régionalisation en ACV, 3) appliquer les cadres méthodologiques développés à des cas d'études en ACV attributionnelle, 4) appliquer la méthodologie développée à un cas d'étude en ACV conséquentielle pour évaluer les conséquences environnementales d'une politique publique pour le transport en France.

Les réponses à ces objectifs spécifiques ont donné lieu aux contributions suivantes. La première contribution est une revue critique des approches existantes avec des recommandations pour intégrer la dimension spatiale en ACV. Les recommandations ont ensuite été appliquées pour accompagner une organisation du secteur agroalimentaire dans la spatialisation à court terme de sa propre base de données ACV. Ensuite, une méthodologie de priorisation de l'effort de régionalisation a été proposée afin d'identifier les principaux contributeurs à l'incertitude spatiale, en prenant en compte l'incertitude de l'inventaire et des FC. Pour ce faire, des analyses de sensibilité globale ont été menées en utilisant les indices de Sobol qui prennent en compte les interactions entre variables dans le modèle ACV. Cette méthodologie itérative destinée aux praticiens ACV et aux développeurs de base de données ACV permet de prioriser par étapes :1) les scénarios de l'étude ACV pour lesquels l'incertitude spatiale doit être réduite, 2) les catégories d'impacts les plus sensibles, et donc prioritaires dans la collecte de donnée d'inventaire, 3) l'ordre de priorité entre la régionalisation de l'inventaire et la spatialisation de l'inventaire, 4) les variables d'entrée du modèle ACV qui doivent être régionalisées ou spatialisées en priorité. Cette méthodologie a ensuite été utilisée dans la réalisation d'une méta-analyse des besoins en matière de régionalisation de deux secteurs économiques. Ainsi, le praticien ACV n'aurait pas besoin de réévaluer lui-même les besoins à chaque nouvelle étude mais pourrait réutiliser les recommandations précalculées pour le secteur associé. Les résultats des méta-analyses sectorielles

suggèrent l'importance : (i) de la contribution de la variabilité spatiale des FC à l'incertitude des résultats justifiant l'utilisation de FC régionalisés, (ii) de l'utilisation des analyses de sensibilité globale plutôt que les analyses de contribution aux impacts pour prioriser la collecte des données en ACV. Finalement, la méthodologie de priorisation de l'effort de régionalisation en ACV a été appliquée à un cas d'étude en ACV conséquentielle issue de modèle économique d'équilibre partiel. Ce cas d'étude évalue les conséquences environnementales à l'horizon 2050 des scenarios alternatifs dans le secteur des transports résultants de la mise en place de la loi de transition énergétique en France. Cette application a mis en lumière une contribution importante de l'incertitude issue du modèle économique d'équilibre partiel à l'incertitude des résultats en ACV conséquentielle.

Les principales limites de ce projet sont liées à l'opérationnalisation de la méthodologie de priorisation de l'effort de régionalisation en ACV : la prise en compte limitée de la corrélation spatiale entre les variables en ACV, le temps de calcul important pour mener des analyses de sensibilité globale sur un grand nombre de variables d'entrée, la non-implémentation des analyses de sensibilité globale et des méthodes d'impact régionalisées dans la plupart des logiciels ACV, le manque de disponibilité des données et des outils pour régionaliser ou spatialiser l'inventaire. Ces limites pourront cependant être traitées dans l'avenir grâce aux efforts conjoints des différentes parties prenantes en ACV. Notons toutefois que la démocratisation de la prise en compte de l'incertitude et de la régionalisation en ACV passe avant tout par une implémentation des méthodes associées dans les logiciels ACV.

Plus largement, ce projet de recherche a contribué à éclairer un peu plus la communauté ACV sur plusieurs plans en : (i) améliorant la prise en compte de la régionalisation en ACV, (ii) explorant l'opérationnalisation des méthodes d'impacts régionalisées, notamment de la méthodologie d'impacts régionalisée IMPACT World+, (iii) explorant les liens entre incertitude et régionalisation en ACV pour aider à prioriser l'effort de régionalisation, (iv) améliorant la prise en compte et la réduction de l'incertitude en ACV, notamment en ACV-C issue de modèle économique. L'incertitude n'est plus perçue ici comme un défaut, mais comme un levier à actionner pour cibler la réduction d'incertitude grâce à l'utilisation d'analyses de sensibilité.

ABSTRACT

Make a decision in a sustainable development perspective requires to assess its economic, social and environmental benefits, and thus its sustainability. The environmental life cycle assessment (LCA) is one of the tools to assess sustainability as it aims to estimate the potential environmental impacts of goods, services, and decisions. Its main strengths are: (i) to quantify environmental impacts all along the value chain (life cycle perspective: from extraction of raw materials, their transformation, use and end of life), and (ii) to convert the emissions and withdrawals from the environment (inventory) into impacts on climate change, human health and ecosystem quality thanks to characterization factors (CFs). LCA makes it possible to identify avenues for the reduction of environmental impacts with a systemic perspective. Complementary to the attributional approach traditionally used in LCA, consequential LCA allows quantifying the environmental consequences of a decision, like the implementation of a public policy or the development of new technologies. Its use could be very relevant to enhance impact assessments performed before implementing a public policy. However, as with every assessment tool, one of the main limitations of LCA is the uncertainty of its results which may be high and is still too rarely assessed. As a tool for decision-making support, special attention should be paid to uncertainty reduction in LCA, in order to reduce the overall uncertainty in decision-making. Regionalization is one way to reduce uncertainty due to spatial variability in LCA. It refers to the enhancement of the geographical representativeness of LCA results. It can be integrated into LCA using many approaches at the different stages of LCA, especially thanks to inventory regionalization or inventory spatialization for LCA practitioners. However, existing approaches are now misidentified, and their relevant use conditions should be clarified. In addition, integrating regionalization may induce additional workload for the LCA practitioner, especially for data collection and modeling. Therefore, a methodology to prioritize data collection efforts for regionalization in LCA should be proposed to reduce the spatial uncertainty of the LCA results. This prioritization should aim to optimize the practitioner's efforts by focusing on data that mostly contributes to uncertainty, i.e. the most sensitive, thus that has the highest potential for uncertainty reduction. The few existing methodologies to prioritize data collection efforts in LCA are ill-adapted to the LCA structure and the validity of their prioritization may be challenged. Besides, no methodology to prioritize regionalization efforts in LCA exists.

To address those limitations, the main purpose of this research project is to develop a methodological framework to prioritize the efforts for uncertainty reduction in LCA through the operationalization of regionalization, and ultimately enhance the decision-making. Four objectives are thus devised: (1) develop a framework to structure and operationalize the use of existing approaches for regionalization in LCA, (2) develop a methodology to prioritize data collection in LCA for the reduction of spatial uncertainty to prioritize regionalization efforts in LCA, (3) apply the developed frameworks to prioritize the regionalization efforts to case studies in attributional LCA, (4) apply the methodology to prioritize the regionalization efforts to a case study in consequential LCA to assess the environmental consequences of a public policy in the transportation sector in France.

The responses to those objectives have generated the following contributions. The first contribution is a critical review of existing approaches and recommendations to integrate the spatial dimension in LCA. Then it was applied to guide an organization for the agri-food sector to spatialize its internal LCA database on the short-term. Secondly, a methodology to prioritize the regionalization efforts in LCA was proposed to identify the main contributors to the spatial uncertainty, accounting for uncertainty from inventory and CFs. To do so, global sensitivity analyses are performed using Sobol indices that account for interactions between variables in the LCA model. This iterative methodology is designed for LCA practitioners and LCA database developers and allows to prioritize step by step: (1) the scenarios in the LCA study where the uncertainty should be reduced, (2) the most sensitive impact categories on which prioritizing the inventory data collection, (3) between inventory regionalization or spatialization, (4) the most sensitive input variables to be regionalized or spatialized in priority. Next, this methodology was used to perform meta-analyses on the regionalization needs of two economic sectors. Therefore, the LCA practitioner would no longer need to evaluate by himself the needs for a new study but would reuse precomputed recommendations for the associated sector. The results for the meta-analyses suggest the importance of (i) the contribution of the spatial variability of CFs to the results uncertainty which justifies using regionalized CFs, (ii) using global sensitivity analysis instead of impact contribution analysis to prioritize data collection in LCA. Finally, the methodology to prioritize the regionalization efforts was applied to a case study in consequential LCA from partial equilibrium economic modeling. This case study aims to assess the environmental consequences by 2050 of alternative transportation scenarios from the implementation of the energy transition law in France.

This application highlights the important contribution of the uncertainty from the partial equilibrium economic modeling to the results uncertainty in consequential LCA.

The main limitations of this project are associated with the operationalization of the methodology to prioritize the regionalization efforts in LCA: limited consideration of spatial correlations between LCA variables, important computational time when performing global sensitivity analysis with a high number of input variables, the non-implementation of global sensitivity analysis and regionalized impact methods in most of LCA software, the lack of available data and tools to regionalize and spatialize the inventory. Those limitations could be addressed in the future thanks to mutual efforts for the different stakeholders in the LCA community. Note, however, that democratizing the consideration of uncertainty and regionalization in LCA requires primarily an implementation of the associated methods in LCA software.

In a broader way, this research project contributes to inform a bit more the LCA community by: (i) enhancing the consideration of regionalization in LCA, (ii) exploring the operationalization of regionalized impact methods, especially for the regionalized impact methodology IMPACT World+, (iii) exploring the links between uncertainty and regionalization to help prioritizing regionalization efforts, (iv) enhancing the consideration and the reduction of uncertainty in LCA, especially in consequential LCA from partial equilibrium economic modeling. Uncertainty is no longer seen here as a failure but is used as a tool to target the uncertainty reduction by using sensitivity analysis.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE..... III

REMERCIEMENTS IV

RÉSUMÉ..... VII

ABSTRACT..... X

TABLE DES MATIÈRES XIII

LISTE DES TABLEAUX..... XVIII

LISTE DES FIGURES..... XIX

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS XXIII

LISTE DES ANNEXES..... XXV

CHAPITRE 1 INTRODUCTION..... 1

CHAPITRE 2 REVUE DE LA LITTÉRATURE..... 4

2.1 Le secteur des transports en France..... 4

2.1.1 Enjeux dans le secteur des transports en France 4

2.1.2 Différents types d'actions envisagées 6

2.1.3 Quelques exemples de politiques publiques environnementales pour le secteur transport en France 9

2.1.4 Cadres existants pour évaluer les conséquences environnementales des politiques publiques 11

2.1.5 Limites actuelles dans le secteur des transports en France 14

2.2 L'Analyse du Cycle de Vie conséquentielle : un outil pour évaluer l'impact environnemental des décisions..... 14

2.2.1 Les différents outils d'aide à la décision pour évaluer le développement durable 14

2.2.2 L'analyse environnementale du cycle de vie 18

2.2.3 L'Analyse du Cycle de Vie conséquentielle 21

2.2.4 L'inventaire en ACV-C 24
2.2.5 L'ACV-C dans le secteur des transports 27
2.2.6 Limites actuelles de l'ACV-C dans le domaine des transports 28
2.3 Incertitudes en ACV et aide à la décision 30
2.3.1 L'ACV comme outil d'aide à la décision 30
2.3.2 Différents types et sources d'incertitudes en ACV 33
2.3.3 Approches existantes pour analyser l'incertitude en ACV 37
2.3.4 Approches pour mener des analyses de sensibilité en ACV 40
2.3.5 Les incertitudes en ACV-C 42
2.3.6 Limites actuelles de l'ACV pour la prise de décision 43
2.4 La régionalisation en ACV 45
2.4.1 Un peu de vocabulaire 45
2.4.2 Intérêts et enjeux de la régionalisation en ACV 47
2.4.3 Quelques approches de régionalisation en ACV 48
2.4.4 Limites actuelles de la régionalisation en ACV 51
2.5 Problématique générale issue de la revue de littérature 53
CHAPITRE 3 OBJECTIFS ET MÉTHODOLOGIE GÉNÉRALE DE LA THÈSE 55
3.1 Définition des objectifs de la thèse 55
3.2 Méthodologie générale 56
3.2.1 Formuler un cadre structurant et opérationnel pour l'utilisation des approches existantes pour la régionalisation en ACV 58
3.2.2 Développer une méthodologie pour prioriser l'effort de régionalisation en ACV 60
3.2.3 Appliquer les cadres développés pour prioriser de l'effort de régionalisation à des cas d'études en ACV attributionnelle 62

3.2.4 Appliquer la méthodologie de priorisation de l'effort de régionalisation à un cas d'étude en ACV conséquentielle 65

CHAPITRE 4 ARTICLE 1: CRITICAL REVIEW AND PRACTICAL RECOMMENDATIONS TO INTEGRATE THE SPATIAL DIMENSION INTO LIFE CYCLE ASSESSMENT 68

4.1 Présentation de l'article 68

4.2 Manuscrit 68

4.2.1 Introduction 68

4.2.2 Methods 70

4.2.3 Results and discussion 73

4.2.4 Conclusion 102

4.2.5 Acknowledgements 103

CHAPITRE 5 ARTICLE 2: PRIORITIZING REGIONALIZATION EFFORTS IN LIFE CYCLE ASSESSMENT THROUGH GLOBAL SENSITIVITY ANALYSIS: A SECTOR META-ANALYSIS BASED ON ECOINVENT V3 104

5.1 Présentation de l'article 104

5.2 Manuscrit 104

5.2.1 Introduction 104

5.2.2 Methods 107

5.2.3 Results 119

5.2.4 Discussion 123

5.2.5 Conclusion 130

5.2.6 Acknowledgments 131

CHAPITRE 6 ARTICLE 3: SPATIALIZATION OF A TAILORED LIFE CYCLE ASSESSMENT DATABASE IN THE AGRI-FOOD SECTOR 132

6.1 Présentation de l'article 132

6.2 Manuscrit de l'article 132
6.2.1 Introduction 132
6.2.2 Methods 134
6.2.3 Results 139
6.2.4 Discussion 144
6.2.5 Conclusion 146
CHAPITRE 7 ARTICLE 4: PRIORITIZING REGIONALIZATION IN CONSEQUENTIAL LIFE CYCLE ASSESSMENT: APPLICATION TO ALTERNATIVE TRANSPORTATION SCENARIOS USING PARTIAL EQUILIBRIUM ECONOMIC MODELING 148
7.1 Présentation de l'article 148
7.2 Manuscrit 148
7.2.1 Introduction 148
7.2.2 Methods 151
7.2.3 Results 160
7.2.4 Discussion 167
7.2.5 Conclusion 170
7.2.6 Acknowledgments 171
CHAPITRE 8 AUTRES CONTRIBUTIONS DE CE PROJET DE RECHERCHE 172
8.1 Contribution à la méthodologie d'impact régionalisée IMPACT World+ 172
8.1.1 Calcul des facteurs de caractérisation agrégés par catégorie d'impact spatialement différenciée 172
8.1.2 Évaluation de l'incertitude liée à la variabilité spatiale des FC agrégés 173
8.1.3 Regroupement des résultats de FC agrégés et de leur variabilité 174
8.1.4 Implémentation d'IMPACT World+ dans les logiciels ACV 174
8.2 Implication auprès de l'UNEP-SETAC Life Cycle Initiative 175

8.3 Contribution à d'autres articles scientifiques 176
8.4 Participations à des conférences 176
CHAPITRE 9 DISCUSSION GÉNÉRALE 178
9.1 Atteintes des objectifs de recherche 178
9.2 Limites identifiées 181
9.2.1 Limites de l'utilisation de l'analyse de contribution aux impacts pour prioriser la réduction d'incertitude spatiale 181
9.2.2 Limites de la méthodologie de priorisation de la régionalisation par l'incertitude 183
9.2.3 Limites de l'opérationnalisation des analyses de sensibilité globale en ACV 189
9.2.4 Limites de la méta-analyse sectorielle pour prioriser la régionalisation d'une base de données ACV 194
9.2.5 Limites liées à l'application en ACV-C issue de modèle économique 195
9.3 Recommandations 199
CHAPITRE 10 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS 203
BIBLIOGRAPHIE 206
ANNEXES 238

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1 - Émissions de polluants atmosphériques du secteur des transports en France (extrait de Commissariat général au développement durable (2014a)) 5

Tableau 2.2 – Principales différences entre l'ACV-A et l'ACV-C.....23

Tableau 2.3 – Principales différences de caractéristiques entre les modèles économiques PEM et CGEM 27

Tableau 2.4 – Exemple de sources théoriques d'incertitudes en fonction de l'étape de la méthodologie ACV 35

Tableau 2.5 – Outils pour traiter l'incertitude en ACV en fonction de la méthode de propagation choisie basé sur Heijungs & Huijbregts (2004) 38

Table 4.1– Critical analysis of identified approaches from the literature for questions related to G&S and inventory regionalization.....75

Table 4.2– Critical analysis of identified approaches from the literature for questions related to inventory spatialization, regionalized impact calculation, impact regionalization, interpretation 76

Table 4.3 – Recommendations for the short- and long-term integration of spatial dimension into LCA for questions related to G&S and inventory regionalization.....92

Table 4.4 – Recommendations for the short- and long-term integration of spatial dimension into LCA for questions related to inventory spatialization 94

Table 4.5 – Recommendations for the short- and long-term integration of spatial dimension into LCA for questions related to regionalized impact calculation, impact regionalization and interpretation 96

Table 6.1 – Sourcing regions for main ingredients in the burger case study 139

Table 6.2 – Distribution of work hours for EcodEX spatialization 140

LISTE DES FIGURES

Figure 2.1 – Récapitulatif des principaux outils utilisés dans l'évaluation du développement durable en fonction des 3 critères d'analyse : temporalité, niveau d'analyse et intégration nature-société (plus la teinte de la boîte d'outils est foncée, plus l'outil est intégré). La couleur de la police représente l'orientation principale de l'outil : vert pour environnementale, rouge pour économique, bleu pour sociale et noir pour les outils plus intégrés. Cette figure librement inspirée de Ness et al. (2007). 17

Figure 2.2 – Méthodologie de l'ACV telle que définie par ISO 14040-44 (International Organization for Standardization (ISO), 2006a, 2006b) 18

Figure 2.3 – Cycle de vie simplifié pour un système de produit.....20

Figure 2.4 – Représentation schématique de la différence entre ACV-A (à gauche) et ACV-C (à droite), adapté de Weidema (2003) et Guiton & Benetto (2013).....22

Figure 2.5 – Cas fictif d'inventaire conséquentiel pour l'objectif d'étude « Quelles sont les conséquences environnementales d'une politique publique incitant à l'achat de véhicules consommant des biocarburants de première génération? ». Les conséquences représentent tous les processus affectés potentiellement à prendre en compte. Le symbole (+) représente une augmentation. Le symbole (-) représente une diminution. 29

Figure 2.6 – Évolution des incertitudes des résultats en ACV en fonction de leur justesse et de leur fiabilité (inspiré de Brandão, Clift, Cowie, & Greenhalgh (2014)) 31

Figure 2.7 – Distribution de probabilité de résultats d'ACV pour un indicateur d'impact donné comparant deux scénarios (un noir et un vert). La conclusion que le scénario vert a plus d'impact que le scénario noir peut être affirmée de façon plus certaine dans le cas de droite que dans le cas de gauche. 33

Figure 2.8 – Matrice de priorisation de l'effort (traduit de Heijungs (1996)).....44

Figure 2.9 – Méthodologie d'impacts *IMPACT World+*. Les catégories d'impacts en bleues sont régionalisées. 51

Figure 3.1 – Les différentes étapes de la méthodologie générale par objectif spécifique et par article scientifique 57

Figure 4.1 – Logic diagram for the operational implementation of inventory regionalization and spatialization in LCA by practitioners. Red arrows correspond to “no” answers and green arrows to “yes” answers. A more detailed figure is available in Supporting Information. (Abbreviations: LCI: life cycle inventory, CF: characterization factor) 100

Figure 5.1 – From a black box approach of the LCA model (red dashed line as boundaries) to a stepwise approach to prioritize the regionalization effort in LCA based on UA and GSA. EFs: elementary flows; CFs: characterization factors; MPs: midpoint impact categories; EPs: endpoint impact categories; GSA: global sensitivity analysis; UA: uncertainty analysis. ..109

Figure 5.2 – First-order sensitivity indices for the IC ranking model for midpoint ICs pertaining to EQ endpoint (left) and HH endpoint (right) for the ethanol production from sugarcane, BR product system, sorted in decreasing order. 120

Figure 5.3 – Sensitivity indices for the LCA phase ranking model for midpoint and endpoint ICs pertaining to EQ endpoint (left) and HH endpoint (right) for the ethanol production from sugarcane, BR product system. SI1_LCI: first-order sensitivity index for LCI variables; SI1_LCIA: first-order sensitivity index for LCIA variables; SI2_LCI,LCIA: second-order sensitivity index due to the interactions between SI1_LCI: first-order sensitivity index for LCI and LCIA variables. Regionalized ICs are identified with the (*) symbol. 121

Figure 5.4 – Mean values of all product systems across the biofuel production sector (left) and the passenger land transport sector (right) of the first-order sensitivity index from the IC ranking model for each midpoint ICs pertaining to EQ endpoint. Stacked portions in the histograms represent the contribution of mean values of all product systems across the sector of sensitivity indices from the LCA phase ranking model: SI1_LCI: first-order sensitivity index for LCI variables; SI1_LCIA: first-order sensitivity index for LCIA variables; SI2_LCI,LCIA: second-order sensitivity index due to the interactions between SI1_LCI: first-order sensitivity index for LCI and LCIA variables. Regionalized ICs are identified with the (*) symbol. ..122

Figure 5.5 – Comparison of GSA and impact contribution analysis (ICA) for IC ranking for EQ endpoint IC for the ethanol production from sugarcane, BR product system. ICs are sorted in decreasing order for GSA. 124

Figure 6.1 - Detailed steps to spatialize the EcodEX DB 136

Figure 6.2 – Scatter plot of impact scores for LCI datasets chosen for spatialization with and without regionalized CFs in m^3eq 142

Figure 6.3 – Water impact scores for the burgers for inventory indicators (left Y-axis) and impact indicators (right Y-axis). Uncertainty bars show the min.-max. range due to the spatial variability of the CFs. 144

Figure 7.1 – Arrangement of the different tools to build the C-LCA model 151

Figure 7.2 – Original C-LCA model and derived models for GSA 157

Figure 7.3 – Box and whisker charts representing the impact score distribution per midpoint IC contribution to the ecosystem quality (EQ) endpoint in PDF.m^2.year (left) and human health (HH) in DALY (right). The whiskers represent the local minimum and local maximum. The bottom and top of each box represent the first and third quartiles. The bar inside the box represents the median, and the cross represents the mean value. Outliers are excluded following the Tukey standards (McGill, Tukey, & Larsen, 1978). The charts on the top represent all the endpoint impact scores per midpoint ICs and the total impact score for the endpoint IC (hashed). The charts on the bottom focus on midpoint ICs that are less uncertain (excluding land transformation for EQ, water availability for HH and TOTAL). S-T: short-term. L-T: long-term. 161

Figure 7.4 – Rank of first-order sensitivity indices from the IC ranking model for each midpoint IC contributing to the ecosystem quality (left) and human health endpoints (right). The divisions within each bar correspond to the contribution of sensitivity indices for the LCI vs. LCIA model with SI1_LCI: first-order sensitivity index for LCI variables (purple); SI1_LCIA: first-order sensitivity index for LCIA variables (green); SI2_LCI,LCIA: second-order sensitivity index due to the interactions between LCI and LCIA variables (grey). The contribution of sensitivity indices for the LCI vs. LCIA model is also provided for the total endpoint ICs (hashed bar). Regionalized ICs are identified with the (*) symbol. 162

Figure 7.5 - Rank of first-order sensitivity indices from the IC ranking model considering only uncertainty from LCI variables for each midpoint IC contributing to the ecosystem quality (left) and human health endpoints (right). The divisions within each bar correspond to the contribution of sensitivity indices for the LCI_bg vs. LCI_fg model with SI1_LCIbg: first-order sensitivity index for background LCI variables (red); SI1_LCIfg: first-order sensitivity

index for LCIfg variables (blue); SI2_LCIbg,LCIfg: second-order sensitivity index due to the interactions between LCIbg and LCIfg variables (grey). The contribution of sensitivity indices for the LCI_bg vs. LCI_fg model is also provided for the total endpoint ICs (hashed bar). Regionalized ICs are identified with the (*) symbol.....164

Figure 9.1 – Types de variables identifiées lors de la priorisation de l'effort de réduction de l'incertitude avec une méthodologie basée sur des analyses de contribution aux impacts et des analyses de contribution à l'incertitude des résultats (analyse de sensibilité). « Potentiel faible » signifie que le potentiel de réduction d'incertitude est faible pour ces variables, « Potentiel élevé » signifie au contraire que le potentiel de réduction est élevé et que les efforts de réduction de l'incertitude doivent être concentrés ici. Cette figure est tirée de Patouillard et al. (2016). 182

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

ACI	Analyses de contribution aux impacts
ACV	Analyse du Cycle de Vie
ACV-A	ACV attributionnelle
ACV-C	Analyse du Cycle de Vie conséquentielle
ASG	Analyses de sensibilité globale
BAU	Business as usual
CF	Characterization factors
CGEM	Computable General Equilibrium Model
CH	Switzerland
C-LCA	Consequential LCA
C-LCI	Consequential LCI
CTV	Contribution to variance
DB	Database
EF	Elementary flow
EICV	Évaluation des Impacts du Cycle de Vie
EQ	Ecosystem quality
FC	Facteur de caractérisation
FE	Flux élémentaire
G&S	Goal and scope
GES	Émissions de gaz à effet de serre
GIS	Geographical information system
GSA	Global sensitivity analysis
HH	Human health

IC	Impact category
ICA	Impact contribution analysis
ICV	Inventaire du Cycle de Vie
KML	Keyhole Markup Language
LCA	Life cycle assessment
LCI	Life cycle inventory
LCIA	Life cycle impact assessment
LTE	Loi sur la Transition Énergétique
LSA	Local sensitivity analysis
L-T	Long-term
O&C	Objectifs et champ de l'étude
PEM	Partial Equilibrium Model
PNUE	Programme des Nations Unies pour Environnement
RER	Europe
SAME	Spatial Area of iMpact Equivalency
SI	Supplementary Information
SIA	Sustainable Impact Assesssment
SIG	Système d'Information Géographique
S-T	Short-term
UF	Unité fonctionnelle
US	United States
WFLDB	World Food LCA Database

LISTE DES ANNEXES

ANNEXE A MATÉRIEL COMPLÉMENTAIRE DE LA REVUE DE LITÉRATURE.....238

ANNEXE B MATÉRIEL SUPPLÉMENTAIRE PUBLIÉ AVEC LE CHAPITRE 4 242

ANNEXE C MATÉRIEL SUPPLÉMENTAIRE PUBLIÉ AVEC LE CHAPITRE 5 268

ANNEXE D MATÉRIEL SUPPLÉMENTAIRE PUBLIÉ AVEC LE CHAPITRE 6 278

ANNEXE E MATÉRIEL SUPPLÉMENTAIRE PUBLIÉ AVEC LE CHAPITRE 7 280

ANNEXE F MATÉRIEL SUPPLÉMENTAIRE PUBLIÉ AVEC LE CHAPITRE 8 287

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

La prise de conscience de l'importance d'une gestion durable des ressources de notre planète ne date pas d'hier. L'ordonnance de Brunoy en 1346 mentionnait déjà que la gestion des forêts en Ile-de-France devait être telle qu'elles « se puissent perpétuellement soustenir en bon estat » (Sénat de France, 2012). À l'époque contemporaine, cette prise de conscience a réémergé avec le Club de Rome qui a publié en 1972 le rapport « Halte à la croissance? Rapport sur les limites de la croissance » qui posa les bases de ce qui sera ensuite appelé *développement durable*. Ce rapport fait le constat que sans changement dans la croissance de la population et dans les rythmes de production, les limites écologiques de la Terre devraient être atteintes d'ici 2072, ce qui provoquerait une chute rapide et incontrôlée de la population mondiale et de notre capacité de production (The Club of Rome, 1972). Devant l'urgence d'agir, le concept de développement durable fut défini comme « un développement qui répond aux besoins du présent sans compromettre la capacité des générations futures de répondre aux leurs. » (Brundtland, 1987). Ce concept a ensuite été repris, interprété et intégré progressivement par de nombreux acteurs pour cadrer leurs actions de changement vers un bien-être social et économique qui prend en compte la préservation nécessaire de l'environnement et des ressources. Avant de prendre ou non la décision de mettre en place ces actions, une évaluation de leurs bienfaits économiques, sociaux et environnementaux est nécessaire afin de juger de leur durabilité.

Comme il n'existe pas de mesure exhaustive de la durabilité (Spangenberg, 2005), l'évaluation du développement durable passe donc par l'utilisation de plusieurs outils complémentaires. L'Analyse du Cycle de Vie (ACV) environnementale fait partie de ces outils pour l'évaluation des impacts environnementaux potentiels des produits, services ou décisions (International Organization for Standardization (ISO), 2006a, 2006b). Ses principales forces sont : (i) la quantification les impacts environnementaux tout au long de la chaine de valeur (vision cycle de vie depuis l'extraction des matières premières, leur transformation, leur utilisation et leur fin de vie), et (ii) la traduction des émissions et prélèvements vers et depuis l'environnement en impacts sur les changements climatiques, sur la santé humaine et sur la qualité des écosystèmes. Elle offre la possibilité d'identifier des pistes de réduction des impacts environnementaux avec une vision systémique. C'est donc un outil d'aide à la prise de décision indispensable pour un décideur soucieux de la durabilité.

Complémentaire à l'approche attributionnelle classiquement utilisée en ACV, l'ACV conséquentielle permet de quantifier les conséquences environnementales potentielles d'une décision et gagne en popularité (Zamagni, Guinée, Heijungs, Masoni, & Raggi, 2012). Elle permet d'évaluer des décisions telles que la mise en place d'une politique publique ou le développement de nouvelles technologies (Dandres, Gaudreault, Tirado-Seco, & Samson, 2014; F. M. Menten, Tchung-ming, Lorne, & Bouvart, 2015). Son utilisation pourrait être particulièrement pertinente pour améliorer les études d'impact effectuées avant l'adoption d'une politique publique. En effet, les études d'impact sur l'environnement actuellement menées souffrent de nombreuses limites : impacts non quantifiés, pas de traduction des émissions polluantes en impacts, pas de vision cycle de vie. Ces limites peuvent compromettre l'utilité de telles études, comme le montre l'exemple de l'évaluation de la loi de transition énergétique dans les transports en France. Or, ces limites pourraient être traitées par l'utilisation de l'ACV conséquentielle pour évaluer les conséquences environnementales prospectives de la mise en place d'une politique publique.

Toutefois, comme tout outil d'évaluation, une des principales limites de l'ACV est l'incertitude de ses résultats. Cette incertitude peut être importante et n'est encore que trop rarement évaluée. En tant qu'outil d'aide à la prise de décision, une attention particulière doit pourtant être portée à la réduction des incertitudes en ACV afin de réduire l'incertitude totale de la prise de décision. Cette étape est essentielle pour faire de la dimension environnementale un des angles d'analyse indispensables de la prise de décision. Sans cela, cette dimension risque d'être écartée à cause de sa trop grande incertitude. La régionalisation est un des moyens pour réduire l'incertitude en ACV et améliorer sa capacité de discrimination entre des scénarios. Elle consiste à améliorer la représentativité géographique des résultats d'ACV. Cela qui permet donc d'augmenter la pertinence environnementale des résultats d'ACV et de réduire les incertitudes liées à la variabilité spatiale. La régionalisation peut être intégrée de diverses façons à différents niveaux en ACV. Toutefois, son intégration peut induire une charge supplémentaire de travail pour le praticien ACV notamment au niveau de la collecte des données et de la modélisation (Baitz et al., 2012).

Le présent projet s'intéresse donc à la réduction de l'incertitude en ACV notamment par l'utilisation de la régionalisation. L'objectif général de ce projet est de développer un cadre méthodologique permettant de prioriser l'effort de réduction de l'incertitude en ACV à travers

l'opérationnalisation de la régionalisation. Le but ultime est d'améliorer l'aide à la prise de décision. Plusieurs cas d'applications seront proposés, dont l'un des principales est un cas d'étude en ACV conséquentielle pour évaluer les conséquences environnementales d'une politique publique pour le transport en France.

CHAPITRE 2 REVUE DE LA LITTÉRATURE

2.1 Le secteur des transports en France

Cette section décrit les principaux enjeux environnementaux liés au secteur des transports en France et les différentes solutions existantes pour y répondre.

2.1.1 Enjeux dans le secteur des transports en France

Les défis auxquels le secteur des transports en France fait face sont multiples. Le premier est lié à son **indépendance énergétique**. En effet, ce secteur représente 32% de l'énergie finale consommée en France dont 93% est issue de produits pétroliers en 2012 (Commissariat général au développement durable, 2014b). Le pétrole est non seulement une ressource non renouvelable mais la France importe la quasi-totalité des produits pétroliers qu'elle consomme (Commissariat général au développement durable, 2014a). Le secteur des transports souhaite donc diversifier ses approvisionnements énergétiques afin d'assurer à terme son indépendance vis-à-vis du pétrole. Le second défi du secteur des transports en France est lié aux **enjeux environnementaux**. En effet, 27.3% des émissions de gaz à effet de serre (GES) nationales en 2012 étaient dues au secteur des transports (dont 95% de CO_2) en excluant les changements d'usages des sols, ce qui en fait le plus gros émetteur de GES au niveau français. De plus, 95% de ces émissions sont dues au transport routier (Commissariat général au développement durable, 2014b). Rappelons que les émissions de GES sont les principales responsables du changement climatique induisant une hausse globale des températures terrestres avec, à terme, des conséquences irréversibles sur la santé humaine et la qualité des écosystèmes. Par ailleurs, le secteur des transports est également le principal responsable de l'émission de polluants atmosphériques en France pour les oxydes d'azote, le cuivre, le plomb et les hydrocarbures aromatiques polycycliques (30.6%) en 2012 (Tableau 2.1). Le transport routier représente plus de 80% de la plupart des émissions polluantes du secteur des transports (Commissariat général au développement durable, 2014b). Parmi ces polluants, les particules fines sont essentiellement dues à la diésélisation du parc automobile depuis les années 80, qui est composé aujourd'hui de 60% de véhicules diesel (Commissariat général au développement durable, 2014a). Les enjeux environnementaux des transports en France ne sont donc pas uniquement liés aux émissions de GES. En effet, les émissions à l'échappement d'autres

polluants atmosphériques peuvent avoir des impacts environnementaux non négligeables notamment sur l'acidification aquatique, terrestre et marine et donc sur la qualité des écosystèmes ainsi que sur la santé humaine.

Tableau 2.1 - Émissions de polluants atmosphériques du secteur des transports en France (extrait de Commissariat général au développement durable (2014a))

54 • Part du secteur des transports dans les émissions françaises

En %	1990	2011	2012p
Dioxyde de soufre (SO_2)	12,2	3,3	3,3
Oxydes d'azote (NOx)	65,2	60,8	59,5
Monoxyde de carbone (CO)	59,9	19,1	17,1
Composés organiques volatils non méthaniques (COVNM)	43,9	17,7	15,6
Particules de diamètre inférieur à 2,5 microns ($PM_{2,5}$)	16,7	20,7	19,6
Cuivre (Cu)	73,6	92,3	92,3
Plomb (Pb)	92,0	50,3	50,4
Hydrocarbures aromatiques polycycliques (HAP)	7,7	25,9	30,6

p : données provisoires.

Source : Citepa, format Secten avril 2013

55 • Part des transports routiers dans les émissions de l'ensemble du secteur des transports

En %	1990	2011	2012p
Dioxyde de soufre (SO_2)	90,4	101,0	10,0
Oxydes d'azote (NOx)	95,3	92,8	92,5
Monoxyde de carbone (CO)	97,7	74,9	73,2
Composés organiques volatils non méthaniques (COVNM)	95,8	70,1	66,6
Particules de diamètre inférieur à 2,5 microns ($PM_{2,5}$)	92,0	88,8	88,1
Cuivre (Cu)	74,8	73,6	73,5
Plomb (Pb)	98,8	89,2	89,1
Hydrocarbures aromatiques polycycliques (HAP)	94,5	97,9	98,0

p : données provisoires.

Source : Citepa, format Secten avril 2013

En réponse à ces défis, le développement des biocarburants pour le transport en France s'est accru depuis 2006 et leur consommation a été multipliée par cinq (Commissariat général au développement durable, 2013). Bien que les biocarburants ne représentent encore que 5,5% de l'énergie finale consommée dans les transports en France en 2012 (Commissariat général au développement durable, 2014a), leur développement devrait continuer pour atteindre les objectifs fixés par la Directive européenne sur les énergies renouvelables (voir section 2.1.3). Les

biocarburants dits de première génération sont aujourd'hui économiquement viables et produits à échelle industrielle. En France, ils sont faits à partir de matières premières comme la betterave, le blé ou le maïs pour le bioéthanol et le colza ou le tournesol pour le biodiesel. Cependant, l'utilisation de matières agricoles pour leur production a largement remis en question leur durabilité. Un des enjeux pour le secteur des transports en France est donc la **durabilité des biocarburants**. En effet, ces biocarburants induisent une demande supplémentaire en matières premières agricoles initialement utilisées pour l'alimentation, induisant à la fois une compétition sur les usages avec l'alimentaire (et donc potentiellement une hausse des prix) mais également une compétition sur l'usage des terres arables et les usages de l'eau pour l'irrigation. Cela a fait naître de nombreux débats sur la compétition de l'utilisation de ressources limitées (la biomasse, le sol, l'eau) pour la production alimentaire ou pour la production de biocarburants, aussi connus cous le nom de « Food versus Fuel » (Ajanovic, 2011; Eide, 2008; Kgathi, Mfundisi, Mmopelwa, & Mosepele, 2012; Kuchler & Linnér, 2012; Nonhebel, 2012; Rathmann, Szklo, & Schaeffer, 2010; Tirado, Cohen, Aberman, Meerman, & Thompson, 2010) et sur les conséquences des changements d'usage des sols liés aux biocarburants (Broch, Hoekman, & Unnasch, 2013; Edwards, Mulligan, & Marelli, 2010; Humpenöder, Schaldach, Cikovani, & Schebek, 2013; Laborde, 2011; Marshall et al., 2011; Sanchez et al., 2012; Witcover, Yeh, & Sperling, 2012).

2.1.2 Différents types d'actions envisagées

Pour faire face à ces enjeux, plusieurs familles de solutions peuvent être envisagées (Guay, 2000). Les solutions technologiques permettent d'agir sur l'offre des technologies pour le transport. Les solutions comportementales se focalisent sur les changements de comportements des usagers. Enfin les outils de régulation et les outils incitatifs facilitent l'optimisation des flux liés au transport comme la gestion des trajets et donc servent de moyens pour faciliter la mise en œuvre des solutions technologiques et comportementales (ADEME, 2012).

Les **solutions technologiques** existantes pour le transport se concentrent essentiellement autour des améliorations sur l'offre de véhicules et de carburants :

- Le premier axe vise à **limiter la consommation de carburant et les émissions de polluants des véhicules**. Il est basé sur l'amélioration des technologies existantes comme l'amélioration de l'efficacité énergétique des moteurs actuels et des procédés de production

de carburant, l'allègement des véhicules, l'extension des infrastructures pour les transports publics, etc.

- Le second axe consiste à **développer des carburants alternatifs aux carburants conventionnels** (diesel, essence) utilisables directement ou en mélange dans les véhicules thermiques traditionnels. Ainsi, aucun changement massif de motorisation n'est nécessaire pour utiliser ces carburants. C'est pour répondre à ce besoin que les biocarburants dits de première génération (bioéthanol ou biodiesel produits à partir de plantes comestibles) se sont développés. Cependant la durabilité de ces biocarburants a été remise en cause à cause notamment du « Food versus Fuel » précédemment cité. Pour pallier les enjeux de durabilité des biocarburants de première génération, de nouveaux biocarburants dits de deuxième et de troisième génération sont en cours de développement. Les biocarburants de deuxième génération sont produits à partir de résidus agricoles ou forestiers, de déchets organiques, ou de cultures dédiées et auparavant non valorisées. Ainsi ces biocarburants n'entrent pas en concurrence avec la production agroalimentaire. Les biocarburants de troisième génération sont produits à partir d'algues afin de limiter la compétition pour l'usage des sols. Bien que ces filières soient prometteuses, leur niveau de développement ainsi que leur durabilité sont encore sujettes à débat (Melamu & von Blottnitz, 2011; F. Menten, Chèze, Patouillard, & Bouvart, 2013).
- Le troisième axe vise à **proposer des véhicules alternatifs aux véhicules thermiques traditionnels** utilisant d'autres formes d'énergie. Parmi ces véhicules alternatifs, on trouve le véhicule électrique ou hybride ou hybride rechargeable, le véhicule « Flex fuel » (pouvant consommer des carburants avec des taux d'incorporation de biocarburant très élevés comme le superethanol très utilisé au Brésil), le véhicule roulant au gaz naturel pouvant contenir une part de biogaz, le véhicule solaire, le véhicule avec pile à combustible à hydrogène, etc.

Concernant les **solutions comportementales**, elles peuvent agir selon plusieurs axes :

- **Réduire la consommation** pour limiter les impacts environnementaux via la réduction des besoins en mobilité (en privilégiant un lieu de vie plus proche du lieu de travail par exemple), la réduction du nombre de véhicule par foyer, la réduction de l'utilisation de son véhicule, etc.

- **Privilégier les modes de déplacement moins polluants** comme les transports en commun, le transport ferroviaire, les transports actifs (vélo et marche à pied)

Bien qu'alléchantes, les solutions comportementales se heurtent souvent à la pondération faite par les individus entre leur bien-être individuel et le bien-être collectif. En effet, même si la population se dit en grande partie préoccupée par la dégradation de l'environnement, peu de personnes (ou États) se disent prêtes à agir en conséquence au risque de perdre leurs acquis (qualité de vie, etc.) au profit de leur voisin (Guay, 2000). Cet enjeu renvoie au dilemme du prisonnier (Tucker, 1950) qui énonce qu'en l'absence de communication, des agents qui auraient intérêt à agir en coopération ne le feront pas de peur d'être trahis par les autres. Les solutions comportementales ne peuvent donc être envisagées que dans des actions de masse et avec le support d'actions de sensibilisation des populations.

Enfin, les **outils de régulation** sont souvent la clef de la mise en œuvre pratique des deux types de solutions. Il s'agit de mesures incitatives qui facilitent ou forcent la mise en place des solutions technologiques ou comportementales. Ces outils peuvent être mis en application au niveau d'une entreprise mais également au niveau de la société par les pouvoirs publics. Il existe deux grands types d'approche de régulation :

- **L'approche normative** est basée la notion de moralité et cherche donc à contraindre de façon directe les acteurs à agir en vue d'un but moral, comme la réduction de émissions de GES. Il s'agit donc de mesures législatives et juridiques qui reposent sur la mise en place de mesures règlementaires telles les normes sur les niveaux d'émissions polluantes, les règlements et les lois fixant par exemple des objectifs d'introduction d'énergies renouvelables.
- **L'approche positive** est basée sur une approche factuelle où les acteurs sont contraints de façon indirecte à agir. Ces incitations sont de type économiques et consistent en la mise en place de : (1) mesures fiscales comme des taxes (ex : taxe sur les produits pétroliers), impôts ou subventions (ex : pour l'achat de véhicule électrique) ou de (2) mesures de marché comme les marchés de permis de pollution échangeable (ex : marché carbone) selon le principe du « pollueur payeur » (Guay, 2000). Les mesures fiscales ou de marché présentent chacune des avantages et inconvénients et sont bien souvent complémentaires.

2.1.3 Quelques exemples de politiques publiques environnementales pour le secteur transport en France

Les outils de régulation sont le moteur des deux types de solutions et sont donc indispensables à leur mise en œuvre. Cette section se focalise sur ces outils et présente une description de quelques exemples d'incitations mises en place par les pouvoirs publics pour réduire l'empreinte environnementale du secteur transport en France. Ces incitations mélangent bien souvent les mesures réglementaires (normative) et économiques (positive).

Le principal enjeu lié au transport identifié par les pouvoirs publics européens et français est la réduction des émissions de GES. Des mesures ont donc été mises en place dans cette optique. La France faisant partie de l'Union Européenne (UE), elle est soumise à son pouvoir législatif. Les mesures européennes, comme les directives, posent généralement un cadre législatif fixant des grandes orientations sans imposer de solutions concrètes. Ces solutions sont ensuite proposées, votées et mises en application au niveau de chaque état membre. La France est donc soumise à des mesures pour le secteur des transports à l'échelle européenne et française :

- **Mesures européennes**
    - La directive sur les énergies renouvelables (RED) prévoit l'introduction de 10% d'énergies renouvelables dans les transports en UE d'ici 2020 (European Parliament, 2009). Pour être éligibles dans ce décompte, les biocarburants doivent respecter des seuils d'émissions de GES du puits à la roue (60% de réduction par rapport à la référence fossile pour les carburants pour les unités de production mises en service après 2017).
    - La directive « qualité des carburants » (FQD) limite notamment les émissions de polluants à l'échappement des véhicules ainsi que l'intensité des émissions de GES sur le cycle de vie de l'ensemble des carburants (European Commission, 2012).
    - Le système d'échange de quotas de l'UE (ETS) est un marché de permis d'émissions de GES qui couvre 45% des émissions de GES de l'UE et s'applique à plus de 11 000 installations à forte consommation énergétique ainsi qu'à l'aviation (European Union, 2013).
- **Mesures françaises**

- La loi relative à la mise en œuvre du Grenelle de l'environnement lancé en 2007 a pour objectif de réduire de 20% les émissions de GES du secteur des transports d'ici 2020 par rapport à 2005 (Direction générale de l'énergie et du climat, 2013). Pour ce faire, 2 axes d'actions sont identifiés :
  - « Soutenir les modes de transport les moins émetteurs » avec des mesures comme l'investissement pour l'amélioration des infrastructures et des modes de transport alternatifs à la route, l'extension du système d'échange de quotas d'émissions à l'aviation, la mise en place d'une écotaxe kilométrique pour les poids lourds, etc.
  - « Améliorer l'efficacité des modes de transport utilisés » avec des mesures comme la réduction des émissions à l'échappement des véhicules particuliers, la mise en place d'un bonus-malus écologique automobile pour encourager l'achat de véhicules faiblement émetteurs de CO_2, la mise en place d'un plan gouvernemental pour le développement des véhicules électriques et hybrides et le développement des biocarburants, le financement de projet de recherche et programme d'études, la sensibilisation et la communication pour favoriser les modifications de comportements, etc.
- Les plans d'action nationaux sont la déclinaison de la RED au niveau national ont des objectifs quantitatifs en valeurs absolues de production d'énergies renouvelables à horizon 2020 pour la France.
- Le projet de loi sur la transition énergétique promulguée le 17 aout 2015 (Assemblée nationale & Sénat de France, 2015) a comme but pour le secteur des transports de limiter au mieux les pics sévères et récurrents de pollution aux particules notamment dus au parc de véhicule diesel ainsi que la dépendance aux produits pétroliers. L'objectif affiché dans ce projet de loi pour le secteur des transports est le suivant : « en 2030, 15 % des déplacements en France seront alimentés par un carburant 100 % renouvelable ». Le projet de loi envisage également un certain nombre de mesures à mettre en place telles que la promotion des véhicules électriques en remplacement des véhicules diesel.

2.1.4 Cadres existants pour évaluer les conséquences environnementales des politiques publiques

Nous faisons ici le constat que beaucoup de mesures politiques pour le transport en France existent aujourd'hui, mais que celles-ci ne semblent pas toujours être développées de manière cohérente. Regardons plus avant le processus de formation des lois en France qui sont ensuite mises en application par le pouvoir exécutif grâce aux règlements (République française, 2015b). La France faisant partie de l'Union Européenne, les lois proposées doivent être en accord avec la législation européenne. Le gouvernement et les parlementaires sont à l'initiative des lois. Leurs projets et propositions de lois sont ensuite examinés par les deux assemblées avant leur adoption et leur promulgation par le Président de la République. Depuis 2008, **chaque projet de loi doit être accompagné d'une étude d'impact**. Elle a pour objectif d'améliorer la qualité du projet de loi et d'aider à la décision politique (République française, 2010). Cette étude doit « s'attacher à fournir une évaluation préalable de la réforme envisagée, aussi complète, objective et factuelle que possible » (République française, 2015a). Elle doit être engagée par le ministère concerné dès le début de l'élaboration du projet de loi et être régulièrement mise à jour. « L'évaluation des conséquences économiques, financières, sociales et environnementales, ainsi que des coûts et bénéfices financiers attendus des dispositions envisagées pour chaque catégorie d'administrations publiques et de personnes physiques et morales intéressées, en indiquant la méthode de calcul retenue» doit faire partie de cette étude d'impact, couvrant ainsi les impacts liés au développement durable (République française, 2012). Après leur mise en place, une évaluation ex post des politiques publiques est également effectuée en suivant un certain nombres d'indicateurs tous les ans (une description de cette évaluation pour la politique énergétique de la France est disponible (République française, 2005)).

Observons maintenant la mise en œuvre de l'évaluation des conséquences notamment environnementales dans une étude d'impact, à travers l'exemple de la loi sur la transition énergétique (Assemblée nationale & Sénat de France, 2015). L'impact environnemental attendu pour chaque mesure proposée est décrit de façon très sommaire. Son évaluation souffre en autre des **insuffisances suivantes** qui pourraient remettre en cause la crédibilité des conclusions sur les conséquences des impacts environnementaux :

- Les impacts environnementaux ne sont **pas quantifiés**. Il est donc difficile de se rendre compte de l'importance des impacts attendus.
- Les impacts environnementaux évalués font référence aux émissions de substances polluantes dans l'environnement (et le plus souvent uniquement pour les émissions de GES) et ne sont **pas traduits en impact sur l'environnement** (acidification, eutrophisation, impacts sur la santé humaine, la qualité des écosystèmes, etc.). Ceci ne permet donc pas d'appréhender la contribution relative de ces substances aux impacts sur l'environnement.
- Les conclusions de l'étude de l'impact des mesures sur l'environnement sont toujours en faveur d'une diminution des impacts sur l'environnement. **Aucune discussion sur les éventuels effets rebond ou négatifs des mesures** n'est proposée. Aucune évaluation de l'incertitude des conclusions n'est proposée.
- Les impacts environnementaux sur **la chaîne de valeur (ou le cycle de vie) des mesures ne sont pas pris en compte**. Seuls les impacts environnementaux directs du dispositif envisagé sont reportés. Par exemple, l'impact environnemental lié à la promotion des véhicules électriques est décrit comme « très positif » grâce à la diminution des émissions polluantes à l'échappement lorsque celles-ci se substituent à des véhicules conventionnels. Les véhicules électriques consomment pourtant de l'électricité dont la production peut avoir des impacts sur l'environnement non négligeables.
- **Aucune conséquence environnementale due à des interactions économiques ou sociales** n'est reportée. Pourtant si l'on reprend l'exemple du véhicule électrique, une augmentation du nombre de véhicules électriques pourrait augmenter la demande électrique en France. Des impacts environnementaux pourraient donc être engendrés à cause d'une augmentation de la production d'électricité en France (centrales au gaz, au pétrole ou au charbon), ou de l'import supplémentaire d'électricité depuis d'autres pays, ou de la construction et du fonctionnement de nouvelles centrales électriques en France.
- Enfin, **aucune évaluation conjointe des conséquences sur l'environnement de l'ensemble des mesures proposées** n'est effectuée. Bien que prospectif et soumis à de nombreuses hypothèses, cet exercice de vision systémique pourrait permettre a minima d'évaluer si l'ensemble des mesures proposées permettent d'atteindre l'objectif visé par la loi pour la réduction des émissions de GES.

Les méthodologies utilisées aujourd'hui pour évaluer les conséquences environnementales d'un projet de loi sont donc encore très incomplètes et ne permettent pas en l'état de supporter l'aide à la prise de décision de manière fiable. Bien que les choix menant à la décision politique puissent parfois manquer de rationalité (Kørnøv & Thissen, 2000), les études d'impacts supportant ces choix doivent être fiables et de présenter de manière la plus objective et complète possible les enjeux associés.

Au niveau européen, il existe le processus de **Sustainable Impact Assesssment** (SIA), qui permet l'évaluation de tous les impacts liés à la mise en place d'une politique sur les aspects économiques, sociaux et environnementaux à travers le monde, et pas seulement les impacts pour l'Union Européenne (OECD, 2010). Il est utilisé depuis 2003 pour évaluer les propositions politiques de l'UE. L'objectif du SIA est donc d'identifier les impacts potentiels positifs et négatifs de la proposition politique afin d'informer les décideurs et d'identifier les compromis possibles pour les différents objectifs en compétition. Notons ici que cette approche n'est pas réellement un outil en soi mais plutôt un cadre pour utiliser les différents outils (outils participatifs, modèles prospectifs, outils d'analyse multicritères, analyse coûts bénéfices, etc.) de manière la plus cohérente possible dans une perspective de développement durable. De plus, il est important de souligner que l'examen des aspects économiques lors de la mise en œuvre du SIA est souvent prédominant par rapport aux autres aspects du développement durable (EEAC Working Group Governance, 2006).

L'ensemble de ces processus d'évaluation font partie des **études environnementales stratégiques** (EES), outil mis en place pour Organisation des Nations Unis pour « veiller à la viabilité environnementale par l'intégration des principes du développement durable dans les politiques et programmes nationaux » (OCDE, 2006).

2.1.5 Limites actuelles dans le secteur des transports en France

A l'issue de cette section sur le secteur des transports en France, ses enjeux environnementaux et les mesures incitatives mises en place pour limiter les émissions de GES et assurer l'indépendance énergétique de la France dans ce secteur, nous pouvons identifier les besoins suivants :

- Aider à l'identification des mesures incitatives ayant le moins d'impacts environnementaux, en quantifiant l'ensemble des impacts environnementaux (pas seulement les changements climatiques) sur l'intégralité de la chaîne de valeur.
- Améliorer le cadre d'évaluation prospectif des conséquences environnementales d'une politique publique en France.

2.2 L'Analyse du Cycle de Vie conséquentielle : un outil pour évaluer l'impact environnemental des décisions

Cette section propose un survol rapide des différents outils d'évaluation du développement durable, notamment ceux permettant d'évaluer l'impact environnemental des décisions, afin d'identifier celui qui est le plus pertinent pour répondre aux besoins identifiés dans la section 2.1.5, à savoir l'Analyse du Cycle de Vie conséquentielle (ACV-C). Cette section présente ensuite les caractéristiques, les avantages et les limites de l'ACV-C pour évaluer les conséquences environnementales d'une décision non marginale, c'est-à-dire d'une décision dont les conséquences ne sont pas négligeables (comme la mise en place d'une politique publique pour le transport en France par exemple).

2.2.1 Les différents outils d'aide à la décision pour évaluer le développement durable

« *Le développement durable est un développement qui répond aux besoins du présent sans compromettre la capacité des générations futures de répondre aux leurs.* » (Brundtland, 1987). Telle est la première définition du développement durable proposé en 1987 par la « Commission mondiale sur l'environnement et le développement » dite « Commission Brundtland », et encore largement utilisée aujourd'hui. Lors du Sommet de la Terre en 1992, le plan d'action « Agenda 21 » fut adopté pour mettre en place une démarche globale de développement durable pour le XXIe

siècle. C'est à cette occasion que furent proposés les « trois piliers du développement durable » : **la protection de l'environnement, le développement social et le développement économique**.

Deux écoles de pensée ont émergé depuis pour raffiner le concept de développement durable. La «**durabilité faible**» est définie comme étant la conservation intacte de la somme du capital naturel et artificiel (Costanza & Daly, 1992), ce qui implique qu'une diminution du capital naturel peut être compensée par une augmentation équivalente du capital artificiel. Dans cette perspective, il serait alors acceptable de détruire des écosystèmes ou de surexploiter des ressources non renouvelables, dans la mesure où des substituts sont disponibles (Mancebo, 2009). En opposition à la substituabilité du capital naturel et du capital artificiel, la «**durabilité forte**» est définie comme la conservation intacte à la fois du capital naturel et artificiel (Costanza & Daly, 1992). Ainsi, la durabilité peut être qualifiée de forte si i) le rythme de consommation des matières renouvelables n'excède pas leur rythme de régénération, ii) le rythme de consommation des matières non-renouvelables n'excède pas le rythme de développement des substituts renouvelables et durables, iii) le rythme d'émission de la pollution n'excède pas la capacité de l'environnement à l'absorber et à l'assimiler (Costanza & Daly, 1992).

Comme il n'existe pas de mesure exhaustive de la durabilité (Spangenberg, 2005), son évaluation passe donc par l'utilisation d'outils complémentaires. Selon Ness et al., ces outils peuvent être évaluer selon 3 critères (Ness, Urbel-Piirsalu, Anderberg, & Olsson, 2007) : (i) la temporalité, permettant de déterminer si un outil est utilisé pour une évaluation rétrospective, prospective ou sans horizon de temps particulier, (ii) le niveau d'analyse indiquant si l'objet de l'étude a une échelle plutôt micro ou locale (procédé, produit), méso ou régionale (entreprise, zone urbaine) ou macro ou globale (pays, politique), (iii) le niveau d'intégration nature-société qui permet de caractériser l'intégration nulle, faible ou forte des 3 piliers du développement durable (sociale, environnementale et économique) au sein de l'outil étudié.

Ces critères permettent de mettre en lumière 4 familles d'outils distincts.

- Les **indicateurs et indices**, qui sont des outils rétrospectifs utiles pour assurer le suivi et le contrôle de la durabilité au niveau d'un pays (Hsu, Johnson, & Lloyd, 2013).
- Les **outils orientés cycle de vie**, qui apportent une vision filière mais évalue la durabilité de manière non intégrée.

- Les **outils dits intégrés**, qui tentent de d'analyser les 3 aspects du développement durable ce qui n'est pas sans engendrer une augmentation significative des incertitudes associées.
- Les outils de monétarisation qui peuvent servir de support pour transformer et agréger en flux monétaires. Cependant ces outils sont plutôt un moyen qu'une fin en soi, ils peuvent être utilisés au sein des différents outils ou bien servir de support pour l'analyse des résultats des autres outils.

La Figure 2.1 récapitule les caractéristiques des différentes familles d'outils et détaille les principaux outils utilisés dans l'évaluation du développement durable. L'aspect environnemental du développement durable est évalué par des outils faiblement intégrés et dédiés à l'évaluation environnementale, ou par des outils intégrant de manière forte les 3 piliers du développement durable. Parmi ces outils, **l'analyse environnementale du cycle de vie** est le seul outil cycle de vie adaptable à différents niveaux d'analyse. Au niveau macro, il permet notamment une évaluation environnementale des conséquences d'une politique publique à l'échelle d'un pays en prenant en compte les conséquences sur l'ensemble des chaines de valeur. Cet outil offre donc un potentiel prometteur pour améliorer le cadre d'évaluation prospectif des conséquences environnementales d'une politique publique en France (voir ses limites à la section 2.1.4) car il permet entre autres de : **quantifier, traduire en impacts sur l'environnement, prendre en compte le cycle de vie, offrir une vision systémique, avoir une vision prospective**. Nous allons donc nous concentrer sur l'utilisation de cet outil à cette fin dans la suite de ce document.

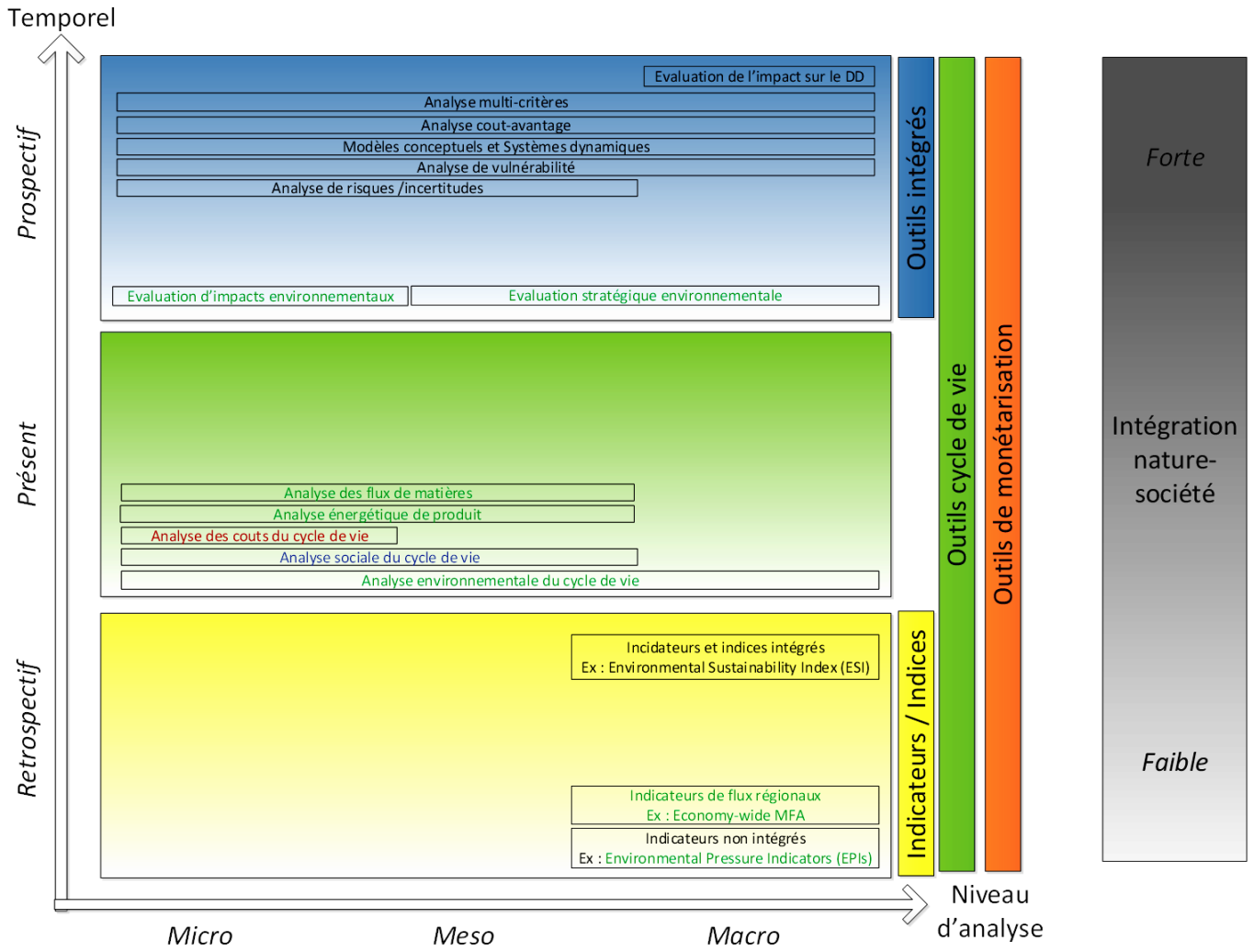


Figure 2.1 – Récapitulatif des principaux outils utilisés dans l'évaluation du développement durable en fonction des 3 critères d'analyse : temporalité, niveau d'analyse et intégration nature-société (plus la teinte de la boîte d'outils est foncée, plus l'outil est intégré). La couleur de la police représente l'orientation principale de l'outil : vert pour environnementale, rouge pour économique, bleu pour sociale et noir pour les outils plus intégrés. Cette figure librement inspirée de Ness et al. (2007).

2.2.2 L'analyse environnementale du cycle de vie

L'analyse environnementale du cycle de vie ou ACV environnementale (appelé ACV dans la suite de ce document) est un outil d'aide à la décision largement utilisé aujourd'hui par tous les secteurs de l'économie. La méthodologie ACV permet d'évaluer plusieurs **impacts environnementaux potentiels sur tout le cycle de vie d'un produit ou d'un service**. Cette approche prend en compte toutes les étapes du cycle de vie du produit depuis l'extraction des matières premières (pétrole, charbon, gaz, etc.) jusqu'à son utilisation et sa fin de vie (Figure 2.3). L'ACV permet donc d'identifier des pistes d'amélioration pour les étapes du cycle de vie les plus contributrices aux impacts et de comparer les impacts environnementaux de différents produits. L'approche ACV permet de limiter les transferts d'impacts d'une étape à l'autre du cycle de vie et également d'un impact environnemental à l'autre.

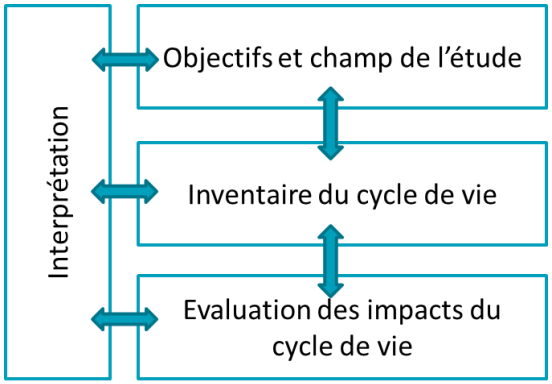


Figure 2.2 – Méthodologie de l'ACV telle que définie par ISO 14040-44 (International Organization for Standardization (ISO), 2006a, 2006b)

L'ACV est une méthodologie itérative définie par ISO 14040-44 (International Organization for Standardization (ISO), 2006a, 2006b) (Figure 2.2). Elle est divisée en 4 étapes :

- **Objectifs et Champ de l'étude** (O&C) : cette étape définit les questions auxquelles l'étude souhaite répondre (objectifs) ainsi que les destinataires de l'étude. Les choix méthodologiques (champ de l'étude) sont ensuite précisés en fonction des objectifs de l'étude (fonction, unité fonctionnelle, frontières des systèmes, méthode de prise en compte des coproduits, indicateurs d'impact choisis, sources des données, etc.). La définition de l'unité fonctionnelle (UF) (quantification de la fonction du produit) est particulièrement importante car elle servira de base de comparaison lors d'une ACV comparative (ex : l'UF

pour la comparaison de deux véhicules est traditionnellement « le transport d'un passager sur un kilomètre »).

- **Inventaire du Cycle de Vie** (ICV) : cette étape recense tous les prélèvements ou émissions vers l'environnement de matières (flux élémentaires) à partir de la description du système de produits (flux économiques liés à des processus) inclus dans les frontières du système (Figure 2.3). La construction de l'inventaire se fait toujours à l'aide de bases de données ACV pour compléter les inventaires des chaînes d'approvisionnement dont *ecoinvent* est l'une des plus utilisée.
- **Évaluation des Impacts du Cycle de Vie** (EICV) : pour calculer les impacts environnementaux potentiels, l'inventaire des flux élémentaires est traduit en impacts par l'utilisation de facteurs de caractérisation (FC). Un flux élémentaire (FE) peut contribuer à plusieurs catégories d'impact (étape de classification). On distingue les catégories d'impact orienté problème (comme le changement climatique, l'acidification, l'eutrophisation, etc.) qui peuvent être agrégées en catégorie d'impact orienté dommage (comme la santé humaine ou la qualité des écosystèmes, voir exemple de la méthodologie *IMPACT World+* sur la Figure 2.9). Cette étape est généralement faite à l'aide d'un logiciel ACV. Les FC sont issus de modèles EICV et sont généralement précalculés par les développeurs des méthodes EICV et utilisés tels quels par les praticiens ACV. Dans la suite de ce document, nous adopterons les terminologies suivantes : les méthodes d'impacts traitent d'une catégorie d'impact spécifique, les méthodologies d'impacts regroupent plusieurs catégories d'impacts.
- **Interprétation** : les résultats sont ensuite analysés à la lumière des objectifs de l'étude. Des analyses de sensibilité et d'incertitudes peuvent être menées pour juger de la robustesse des conclusions de l'étude.

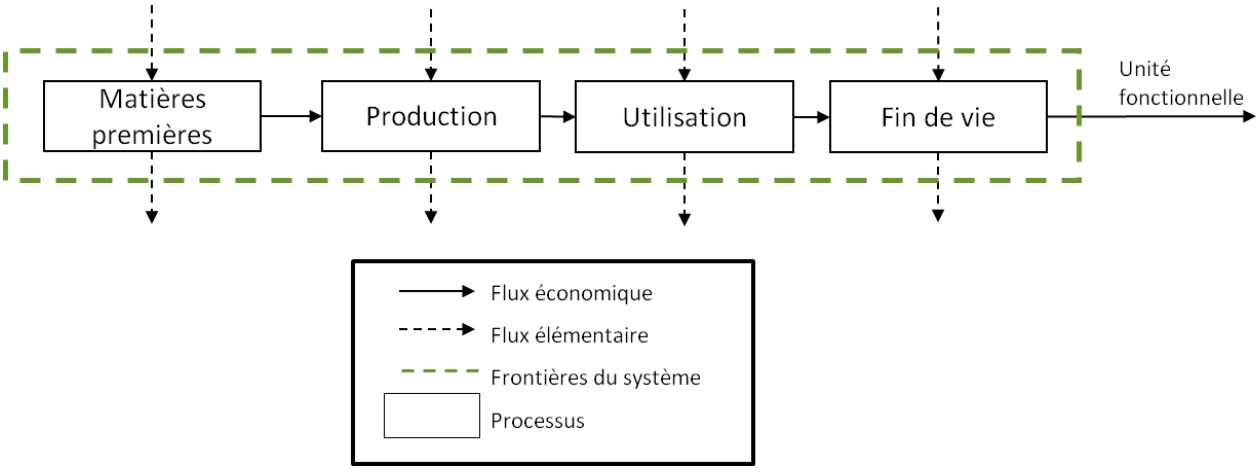


Figure 2.3 – Cycle de vie simplifié pour un système de produit

Traditionnellement, l'inventaire d'avant-plan et l'inventaire d'arrière-plan sont distingués en ACV. Différentes distinctions sont faites dans la littérature. Le niveau d'influence du décideur sur le système de produits peut aussi déterminer l'avant et l'arrière-plan (Rolf Frischknecht, 1998). La qualité des données des inventaires peut aussi être un facteur discriminant : les données d'avant-plan doivent être aussi représentatives que possible alors que les données d'arrière-plan sont plutôt issues de moyennes (H. a. Udo de Haes et al., 1997). En repartant des définitions précédentes, nous distinguerons avant et arrière-plan comme suit. **L'inventaire d'avant-plan** est celui qui est modélisé directement par le praticien ACV qui collecte des données spécifiques au cas d'étude. Le fait que le décideur ait une influence sur ces produits facilite l'accès à ces données spécifiques. Si les données spécifiques ne sont pas disponibles, le praticien aura recours à des approximations ou extrapolations pour pallier le manque de données (Milà I Canals et al., 2011). **L'inventaire d'arrière-plan** permet de compléter les chaines d'approvisionnement et est généralement issu de bases de données.

Les résultats d'ACV peuvent être obtenu par une méthode de calcul séquentielle ou matricielle. Avec la méthode de calcul séquentielle, les résultats pour chaque catégorie d'impact sont obtenus en multipliant l'inventaire des FE par les FC correspondant, une fois l'inventaire mis à l'échelle pour l'UF du système de produit évalué. La **méthode de calcul matricielle** est la méthode implémentée dans les logiciels ACV et est basée sur la calcul matriciel suivant (Heijungs & Suh, 2002):

$$h = Q \times B \times A^{-1} \times f$$

- h : vecteur des résultats d'impact. Chaque ligne correspond à une catégorie d'impact.
- Q : matrice des FC. Chaque ligne correspond à une catégorie d'impact et chaque colonne à un EF.
- B : matrice environnementale (ou matrice d'intervention). Chaque ligne correspond à un EF et chaque colonne à un processus.
- A : matrice technologique. Chaque ligne correspond à un flux économique et chaque colonne à un EF.
- f : vecteur de demande finale qui représente l'UF. Chaque ligne correspond à un flux économique.

2.2.3 L'Analyse du Cycle de Vie conséquentielle

Il existe deux approches en ACV qui se distinguent par leurs objectifs (Guiton & Benetto, 2013; B. Weidema, 2003; Zamagni et al., 2012) (Figure 2.4):

- **l'ACV attributionnelle** (ACV-A) qui **vise à estimer la part de l'ensemble des impacts environnementaux attribuables à un système de produits** dans une situation de statu quo en prenant en compte les processus physiquement liés au cycle de vie du produit qui contribuent à la réalisation de l'UF. La majorité des ACV réalisées sont des ACV-A.
- **l'ACV conséquentielle** (ACV-C) qui **vise à évaluer les impacts environnementaux liés aux conséquences d'une décision ou d'un changement**. Les conséquences d'un changement peuvent être directes (conséquences qui affectent les activités en lien direct avec la réalisation de l'UF) ou indirectes (autres conséquences n'ayant pas un lien direct avec l'UF, par exemple la mise en place d'une technologie pour répondre à une demande supplémentaire dans un autre secteur que celui étudié). En ACV-C, les liens de causalité comme les liens de causalité physique ou les mécanismes socio-économiques sont pris en compte pour identifier les processus qui sont effectivement affectées par la décision. Seuls les processus affectés sont considérés dans l'évaluation des impacts environnementaux. La Figure 2.5 propose une illustration des processus potentiellement affectés par une décision dans un cas fictif.

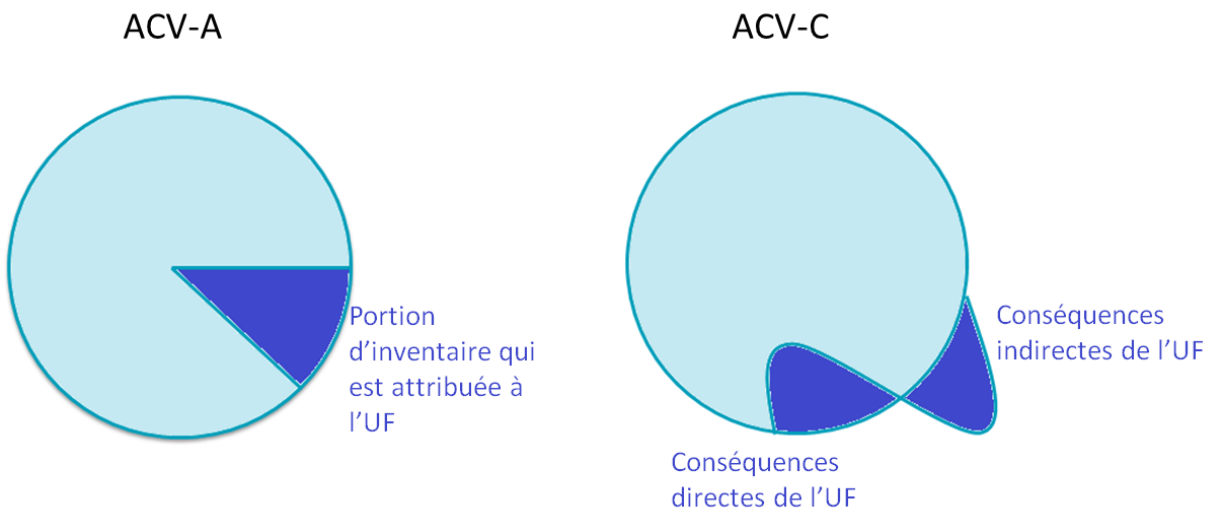


Figure 2.4 – Représentation schématique de la différence entre ACV-A (à gauche) et ACV-C (à droite), adapté de Weidema (2003) et Guiton & Benetto (2013)

Bien que l'ACV-A soit le type d'ACV le plus utilisé, certaines hypothèses qui sous-tendent l'ACV-A rendent son utilisation non pertinente pour certains objectifs (Zamagni et al., 2012) (Tableau 2.2). Par exemple, l'ACV-A suppose un marché parfaitement élastique (offre et demande supplémentaires toujours absorbées par le marché). Ainsi la taille de l'unité fonctionnelle (UF) n'affecte pas les résultats de l'ACV (linéarité de l'UF) (Marvuglia, Benetto, Rege, & Jury, 2013; F. M. Menten et al., 2015). L'ACV-A a donc recours à l'hypothèse *ceteris paribus* qui ne permet pas de prendre en compte les effets d'échelle ni les effets indirects associés. Cette hypothèse n'est pas adaptée lorsque l'objectif est d'étudier les conséquences d'une décision.

Le concept d'ACV-C a été introduit par Weidema et al. en 1999 (Bo P Weidema, Frees, & Nielsen, 1999). Ce concept est resté peu utilisé pendant une dizaine d'année puis le nombre d'études publiées sur le sujet a significativement augmenté à partir de 2007 (Zamagni et al., 2012). L'ACV-C est utilisée dans de nombreux domaines d'application, notamment pour l'évaluation des biocarburants suite aux débats sur les biocarburants de première génération (Melamu & von Blottnitz, 2011; F. M. Menten et al., 2015; Jürgen Reinhard & Zah, 2011; Searchinger et al., 2008). En effet, l'approche conséquentielle permet d'évaluer les impacts environnementaux liés au changement indirect d'utilisation des sols induits par les biocarburants de première génération. Par exemple, le gouvernement américain a choisi cette approche pour évaluer les émissions de GES

associées aux biocarburants aux États-Unis (United States Environmental Protection Agency (EPA), 2010).

L'ILCD propose un cadre permettant d'arbitrer entre ces approches en fonction du contexte décisionnel (European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010b) et recommande l'utilisation d'une approche conséquentielle pour l'évaluation d'une décision pouvant avoir des conséquences à grande échelle (décisions non marginales comme la mise en place de politiques publiques). Plusieurs auteurs jugent également que le caractère purement descriptif de l'ACV-A n'est pas adapté à l'évaluation d'une décision à l'échelle macroscopique et que l'ACV-C est plus adaptée à ce type d'usage (Dandres, Gaudreault, Tirado-Seco, & Samson, 2011; Marvuglia et al., 2013; Plevin, Delucchi, & Creutzig, 2014). Toutefois l'utilisation de l'ACV-C pourrait également être pertinente dans d'autres contextes décisionnels comme souligné par Ekvall et al. (2016) qui demande la révision du cadre de l'ILCD.

Tableau 2.2 – Principales différences entre l'ACV-A et l'ACV-C

	ACV-A	**ACV-C**
Objectif	Description d'une situation	Évaluation d'un changement ou d'une décision
Processus présents dans l'inventaire	Processus liés physiquement qui permettent la réalisation de l'UF	Processus affectés par la décision selon des liens physiques, socio-économiques, etc.
Pris en compte des effets d'échelle	Non (hypothèse de marché parfaitement élastique)	Oui (prise en compte des contraintes de marché, élasticité prix)
Données utilisées	Données moyennes	Données marginales

Les approches ACV-A et ACV-C se distinguent par leur objectif et la façon d'établir leurs inventaires respectifs (Tableau 2.2). **En ACV-A, seuls les processus physiquement liés pour fournir l'UF sont inclus dans les frontières du système. En ACV-C, les processus affectés par la décision évaluée doivent être inclus en prenant en compte non seulement les liens de causalité physique, mais aussi les liens de causalités économiques et sociales**. En pratique, la plupart des ACV-C menées aujourd'hui intègrent les liens de causalités économiques en plus des liens de causalité physique. Récemment quelques études d'ACV-C ont également intégré les

conséquences liées aux comportements des utilisateurs lors de la phase d'usage en utilisant un modèle de comportement d'agent (Florent & Enrico, 2015; Gutiérrez, Rege, Marvuglia, & Benetto, 2017). Bien que prometteuse pour prendre en compte les effets rebonds, nous ne traiterons pas plus avant de l'utilisation des modèles de comportement d'agent et des liens de causalité sociales en ACV-C.

2.2.4 L'inventaire en ACV-C

Examinons les pratiques actuelles pour établir des inventaires d'avant-plan et d'arrière-plan en ACV-C.

Les **inventaires d'avant-plan en ACV-C** peuvent être obtenus par la méthode descriptive causale qui est basée sur l'analyse de données historiques, des dires d'expert et des « règles du pouce » (B. Weidema, 2005; Bo P Weidema et al., 1999) ou par l'utilisation de modèles économiques (Earles, Halog, Ince, & Skog, 2013).

- La **méthode descriptive causale** est une méthode par étapes permettant d'analyser le changement étudié et l'état du marché évalué selon différents critères (taille et horizon de temps du changement ; délimitation, tendance et contraintes du marché ; identification de la technologie marginale, c'est-à-dire la plus sensible aux variations de la demande) afin d'aider à choisir les données les plus pertinentes pour décrire l'inventaire. Il s'agit en fait d'une approche simplifiée pour décrire les mécanismes de marché, proposant par exemple l'identification d'une seule technologie marginale sur le marché. Or, en fonction de la taille du changement, plusieurs technologies marginales peuvent être affectées (Mathiesen, Münster, & Fruergaard, 2009). Cette approche n'est donc applicable que pour l'évaluation de changements marginaux (n'ayant pas de conséquences à grande échelle). De plus, cette approche pose l'hypothèse d'une élasticité parfaite de l'offre à long terme, c'est-à-dire que l'offre s'adaptera toujours à la demande, quels que soient les niveaux de demande requis (Bo Pedersen Weidema, Ekvall, & Heijungs, 2009). Il s'agit d'une hypothèse forte notamment lorsque les marchés sont contraints ou imparfaits. L'approche descriptive causale présente donc des limites de représentativité des marchés notamment pour évaluer des conséquences prospectives à long terme.

- Le **recours à des modèles économiques** semble plus pertinent que la méthode descriptive causale pour l'évaluation de décisions non marginales et prospectives car ces modèles rendent mieux compte du fonctionnement global de l'économie et intègrent de façon intrinsèque l'évolution technologique (Dandres et al., 2011). De plus, les modèles économiques sont capables de capter des chaines de causes à effet pour identifier plus en détail les conséquences indirectes en chaine d'une décision. Enfin, la résolution spatiale de ces modèles permet d'envisager une meilleure modélisation des effets indirects d'une décision et donc des impacts environnementaux associés (Earles & Halog, 2011). Généralement, le praticien ACV est plutôt un utilisateur des résultats des modèles économiques pour réaliser son ACV plutôt qu'un modélisateur. La collaboration avec les modélisateurs du modèle utilisé est généralement requise.

En pratique les **inventaires d'arrière-plan utilisés en ACV-C** sont souvent des inventaires attributionnels issus de bases de données existantes comme *ecoinvent* (Dandres, 2012; F. M. Menten et al., 2015; Vázquez-Rowe, Marvuglia, Rege, & Benetto, 2014). En effet les conséquences en chaîne sont souvent difficiles à identifier pour le praticien ACV et la modélisation conséquentielle se limite souvent au premier voire au deuxième niveau de conséquence. Par exemple, la mise en place d'une flotte de véhicules électriques induit une augmentation de la demande en électricité (premier niveau de conséquence) qui induit une augmentation de la demande sur les matières premières pour la production d'électricité marginale (deuxième niveau de conséquence), etc. Cette pratique devrait cependant évoluer grâce à la base de données *ecoinvent* v3 qui proposent des jeux de données conséquentielles intégrant plusieurs niveaux de conséquences (Weidema B P et al., 2012).

Yang (2016) recommande une approche d'ACV-C basée sur le cadre d'ACV-A. La première étape de l'approche consiste à construire l'inventaire et faire l'ACV-A d'un scénario de statu quo du système étudié. La seconde étape consiste à adapter l'inventaire du statu quo et faire l'ACV-A d'un scénario incluant la décision étudiée. La différence d'impact entre les deux scénarios à chaque pas de temps représente donc l'impact des processus affectés par la décision.

Il n'est pas évident de dresser une taxonomie des **différents modèles économiques** existants tant leurs hypothèses sous-jacentes et paramétrage respectifs peuvent être variés (Crassous, 2008). De manière générale, les modèles économiques se caractérisent par :

- un type de résolution mathématique : simulation/récursif/optimisation, statique/dynamique, linéaire/non linéaire;
- un principe général de fonctionnement : top-down ou bottom-up ou hybride;
- une structure du modèle : secteurs économiques inclus dans le modèle, couverture spatiale, horizon de temps, finesse de description des marchés/technologies/commodités, hypothèses sur la prise en compte des interactions prix/commodités ou inter-commodités au sein du modèle (élasticité, substitution, etc.);
- un jeu de données : données techniques, scénarios de prix, etc.

Deux grandes catégories de modèles économiques sont utilisées en ACV-C : les **modèles d'équilibre partiel** (Partial Equilibrium Model –PEM - en anglais) et les **modèles d'équilibre général** (Computable General Equilibrium Model – CGEM - en anglais). Chacun présente des caractéristiques différentes et leurs usages sont complémentaires (Tableau 2.3) (Bahn, Haurie, & Zachary, 2004). Les PEM se concentrent sur l'évaluation de certains marchés et/ou de certaines zones géographiques avec un niveau de détail fin (par produit/technologies et par zones géographiques) permettant d'identifier avec précision les différentes substitutions pouvant s'opérer lors d'un changement. Cependant, certains déterminants aux frontières des modèles PEM, comme les prix, sont exogènes, ce qui empêche la prise en compte des effets rebonds au-delà des frontières du modèle, et induit une vision partielle des processus affectés. Les CGEM s'avèrent performants sur ce point car ils représentent tous les secteurs de l'économie en décrivant les échanges internationaux de manière endogène, mais avec une description plus agrégée des secteurs, ce qui peut rendre difficile voire impossible l'identification des technologies affectées. L'impact environnemental entre technologies au sein d'un même secteur pouvant être très variable, il est donc nécessaire de connaître la nature des technologies affectées pour faire une ACV et pas seulement le secteur concerné. Par exemple, l'électricité, considérée comme un bien homogène, a pourtant un impact environnemental très varié dépendamment de sa technologie de production (centrale à charbon, centrale nucléaire, barrage hydraulique, etc.). De ce fait, Marvuglia et al., (2013) avancent qu'étant donné le caractère agrégé, complexe et difficilement adaptable des CGEM, les PEM seraient plus adaptés à une utilisation pour l'ACV-C. Cependant, le couplage des PEM avec des CGEM pourrait permettre de profiter des atouts de ces deux types de modèles.

Tableau 2.3 – Principales différences de caractéristiques entre les modèles économiques PEM et CGEM

	PEM	CGEM
Principe général de fonctionnement	Bottom-up	Top-down
Structure du modèle	Focus sur un nombre restreint de marchés pour des zones géographiques définies	Tous les secteurs de l'économie en décrivant les échanges internationaux de manière endogène
	Niveau de détail fin par technologie et par région	Description agrégée par secteur économique
Variables	Équations sur des quantités physiques	Équations sur des valeurs économiques

2.2.5 L'ACV-C dans le secteur des transports

Au cours de ces dernières années, de nombreuses études d'ACV-C ont été menées sur le secteur des transports notamment sur les biocarburants (Abiola, Fraga, & Lettieri, 2010; Choi, Friley, & Alfstad, 2012; Dandres, Gaudreault, Tirado-Seco, & Samson, 2012; Escobar, Ribal, Clemente, & Sanjuán, 2014; Melamu & von Blottnitz, 2011; F. M. Menten, 2013; Prapaspongsa, Musikavong, & Gheewala, 2017; Styles et al., 2015) et plus spécifiquement sur les impacts liés aux changements directs et indirects d'usage des sols (Edwards et al., 2010; Garraín, de la Rúa, & Lechón, 2016; Laborde, 2011; Vázquez-Rowe et al., 2014). À titre d'exemple, la Figure 2.5 représente tous les processus potentiellement affectés à prendre en compte pour une étude ACV-C ayant comme objectif : « Quelles sont les conséquences environnementales d'une politique publique incitant à l'achat de véhicules consommant des biocarburants de première génération? ».

Zamagni et al. propose une revue des ACV-C sur les biocarburants et bioénergies de 2003 à 2011 (Zamagni et al., 2012). Pour compléter son analyse, nous avons réalisé une revue des ACV-C récentes appliquées aux secteurs des transports et de l'énergie publiées à partir de 2011 (voir le tableau en Annexe A). Les 33 études ACV-C identifiées par ces deux biais entre 2007 à 2017 sont analysées en fonction de l'approche utilisée pour identifier les processus affectés, des impacts évalués et des approches pour traiter l'incertitude.

33% des études ont recours aux résultats d'un modèle économique ou comportemental pour établir les processus affectés par la décision. 21% des études revendiquent d'utiliser la méthode descriptive causale telle que proposée par Weidema. Les autres études ne documentent pas précisément la méthode utilisée pour identifier les processus affectés, ce qui ne permet pas de déterminer l'approche qu'ils ont suivie. 70% des études évaluent plusieurs catégories d'impacts, seules 10 études ne se concentrent que sur les impacts liés au changement climatique. L'incertitude est traitée dans 64% des études, le plus souvent par analyse de sensibilité par scénarios ou de paramètres. **Seulement 5 études quantifient l'incertitude de leurs résultats, le plus souvent avec une approche par Monte Carlo**. Notons que le choix des approches pour traiter les incertitudes reste souvent arbitraire et ne prend en compte qu'une petite partie des incertitudes relatives à l'ACV-C. Une analyse de la difficulté du traitement des incertitudes en ACV-C est disponible en section 2.3.5.

Seules 3 études évaluant des politiques publiques liées au transport et à l'énergie ont été identifiées depuis 2007. Ces études utilisent toutes un modèle économique ou comportemental pour générer leur inventaire. Parmi ces études, une seule s'attarde sur la gestion de l'incertitude en ACV-C et souligne la charge que cela peut représenter en termes de temps de calcul (Dandres et al., 2014). Par ailleurs, aucune des études analysées ne traite de la régionalisation ou spatialisation de l'inventaire (voir section 2.4 pour la définition de ces termes) et de leur importance potentielle dans la réduction de l'incertitude en ACV-C.

2.2.6 Limites actuelles de l'ACV-C dans le domaine des transports

A l'issue de cette section sur l'ACV-C, nous pouvons identifier les besoins suivants :

- Renforcer l'utilisation de l'ACV-C pour évaluer les conséquences des politiques publiques.
- Améliorer la robustesse (ou la confiance) des résultats d'ACV-C par la prise en compte de l'incertitude, notamment pour les inventaires issus de modèles économiques.
- Développer une méthodologie pour prioriser la réduction des incertitudes en ACV-C.

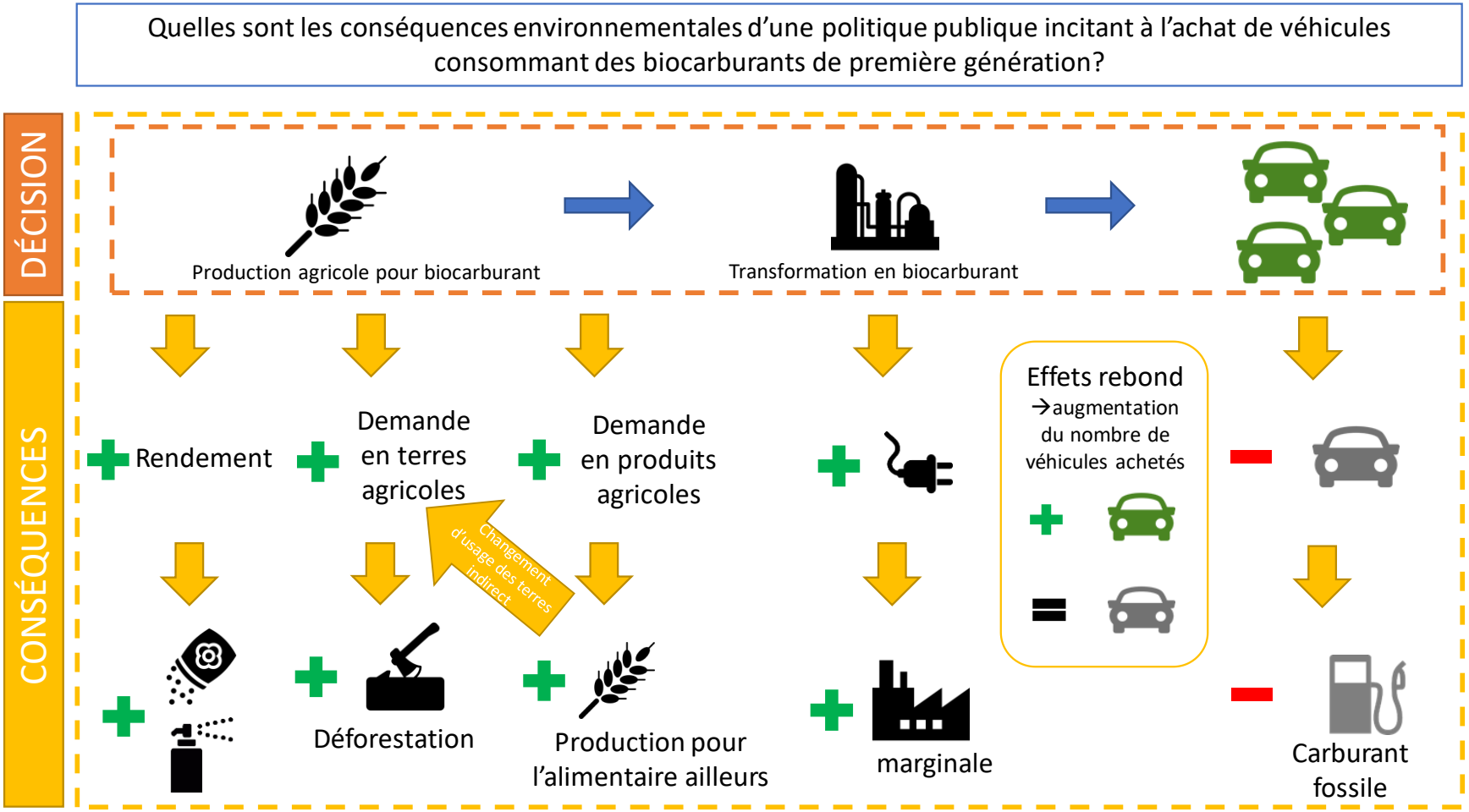


Figure 2.5 – Cas fictif d'inventaire conséquentiel pour l'objectif d'étude « Quelles sont les conséquences environnementales d'une politique publique incitant à l'achat de véhicules consommant des biocarburants de première génération? ». Les conséquences représentent tous les processus affectés potentiellement à prendre en compte. Le symbole (+) représente une augmentation. Le symbole (-) représente une diminution.

2.3 Incertitudes en ACV et aide à la décision

Comme souligné dans la section précédente, la robustesse des résultats d'ACV-C a besoin d'être améliorée afin de renforcer son utilisation comme outil d'évaluation des conséquences des politiques publiques. Cette section présente comment l'ACV en tant qu'outil d'aide à la décision peut être amélioré par la prise en compte des incertitudes puis décrit les différentes façons de gérer les incertitudes en ACV.

2.3.1 L'ACV comme outil d'aide à la décision

L'ACV est présentée avant tout comme un outil d'aide à la décision. Regardons ici plus avant l'utilisation qui sera faite des résultats d'ACV dans un contexte de prise de décision.

La prise de décision consiste pour le ou les décideurs à choisir une ou des solutions pour répondre à un problème. **Trois principaux facteurs peuvent rendre difficile la prise de décision** (Morin, 2017).

- **La complexité du problème**, c'est-à-dire la multiplicité des dimensions ou facteurs intervenant dans la décision. Par exemple, une de ces dimensions peut être environnementale, et avoir parmi ses variables d'entrée les résultats d'ACV. Pour appréhender la complexité, il est nécessaire de prendre le temps de poser le problème et de le résoudre (étape de planification). La recherche opérationnelle fournit des outils, souvent des modèles mathématiques, pour appréhender cette complexité. Toutefois, ces outils ne sont souvent pas ou peu adaptés aux décisions politiques qui peuvent parfois manquer de rationalité (Kørnøv & Thissen, 2000).
- **L'incertitude**, c'est-à-dire l'impossibilité de prévoir avec certitude les conséquences de la décision. L'incertitude des résultats d'ACV, qui définissent le niveau de certitude des conséquences environnementales de la décision, vient donc augmenter l'incertitude de la prise de décision.
- **Les enjeux**, c'est-à-dire l'importance des conséquences de la décision pour l'individu ou le groupe d'individus impactés. Ces enjeux peuvent être monétaires, humains, etc. Les résultats d'ACV viennent donc ici quantifier et mettre en perspective les enjeux sur la protection de l'environnement et la santé humaine.

Aider à la décision suppose de fournir aux décideurs des informations pertinentes et objectives pour qu'ils puissent ensuite faire un choix éclairé en fonction de leurs préférences propres. Ainsi un outil d'aide à la décision doit être capable de fournir des résultats les plus représentatifs possibles de la réalité (justesse) et les plus fiables possibles (fiabilité ou précision), c'est-à-dire avec le moins d'incertitude possible pour pouvoir discriminer les résultats (Figure 2.6). **Réduire l'incertitude d'un outil d'aide à la décision**, intervenant par exemple sur la dimension environnementale comme c'est le cas pour l'ACV, est nécessaire car elle permet de : (i) **réduire l'incertitude totale de la prise de décision**, (ii) **diminuer le risque qu'une dimension soit disqualifiée du problème à cause d'une trop grande incertitude**.

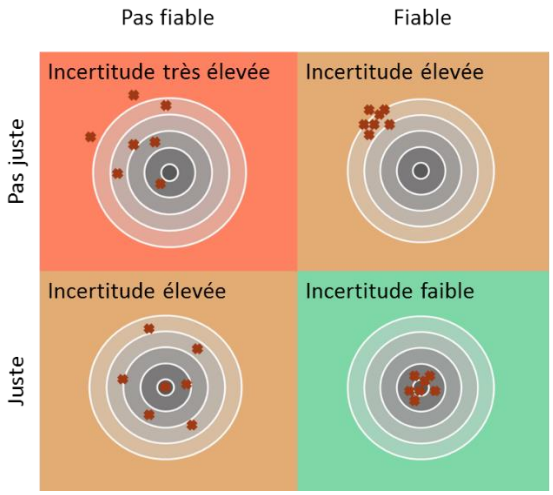


Figure 2.6 – Évolution des incertitudes des résultats en ACV en fonction de leur justesse et de leur fiabilité (inspiré de Brandão, Clift, Cowie, & Greenhalgh (2014))

La représentativité d'un modèle est liée à sa capacité à bien décrire les variabilités et phénomènes existants dans le monde réel. L'amélioration de la justesse et de la fiabilité d'un outil doit toujours être guidée par le principe de parcimonie « aussi simple que possible et aussi complexe que nécessaire » afin de se concentrer sur les facteurs ayant une forte influence sur les résultats de l'outil. Ce principe incite à **ne pas investir trop d'effort dans le raffinement de facteurs qui n'améliorent pas la discrimination entre les résultats** (et donc qui n'améliorent pas l'aide à la prise de décision).

L'incertitude va déterminer le degré de confiance que le décideur peut accorder aux résultats (Refsgaard, van der Sluijs, Højberg, & Vanrolleghem, 2007). Si ce degré de confiance est mal

estimé, le décideur peut donc prendre une décision politique ou stratégique pouvant avoir un impact négatif (Wardekker, van der Sluijs, Janssen, Kloprogge, & Petersen, 2008). La réduction de l'incertitude permet donc d'augmenter le degré de confiance du décideur vis-à-vis des résultats, autorisant ainsi une prise de décision potentiellement plus aisée et surtout plus éclairée.

Le **niveau d'incertitude acceptable** pour une étude doit être fixé par le décideur. Il peut varier d'une étude à l'autre en fonction de son contexte, c'est-à-dire du type de décision et de ses potentielles conséquences, de l'aversion au risque du décideur, des moyens disponibles pour mener l'étude, etc. Pour aider le décideur à mieux définir le niveau d'incertitude acceptable, une taxonomie des différentes classes d'ACV a été proposée selon six dimensions (Herrmann, Hauschild, Sohn, & McKone, 2014) : la tangibilité, la répétitivité (mono ou multi périodes), l'échelle (micro ou macro), la temporalité (rétrospectif ou prospectif), le changement (évaluation d'une référence ou d'un changement), la valeur (valeur physique ou valeur relative). La combinaison des 6 dimensions permet de classer les études ACV en fonction de leur niveau relatif d'incertitudes attendues. Ce classement relatif permet donc d'aider les décideurs à réviser leurs attentes compte-tenu du niveau d'incertitude attendu pour une étude. Plus une étude est prospective, ou évalue un changement (ACV-C), ou à une échelle macro, et plus ses incertitudes associées tendent à être élevées. Herrmann et al. (2014) précisent que le niveau d'incertitude obtenue pour une étude ne dépend pas seulement de la classe d'ACV mais également des contraintes budgétaires (temps et capital) et des compétences du praticien ACV.

La certitude d'une conclusion en ACV (scénario vert meilleur que scénario noir ?) peut être pressentie en regardant l'aire de superposition de la distribution des résultats pour 2 scénarios que l'on souhaite comparer (Figure 2.7). Cependant cette méthode n'est pas fiable car l'aire de superposition dépend de l'échelle de représentation choisie (par exemple, cas d'un histogramme pour une variable non continue) (Bourgault, 2013). **La quantification de la certitude d'une conclusion ne peut être évaluée que grâce à un test statistique** (Bourgault, 2013). Étant données deux variables aléatoires (par exemple, deux distributions de résultats ACV pour deux scénarios au sein d'une même étude), le test statistique permet de quantifier la probabilité que ces 2 variables aléatoires soient égales. Le niveau de confiance dans la conclusion d'une étude peut aussi être précisé (par exemple, 99% de chances que le scénario vert soit plus impactant que le scénario noir).

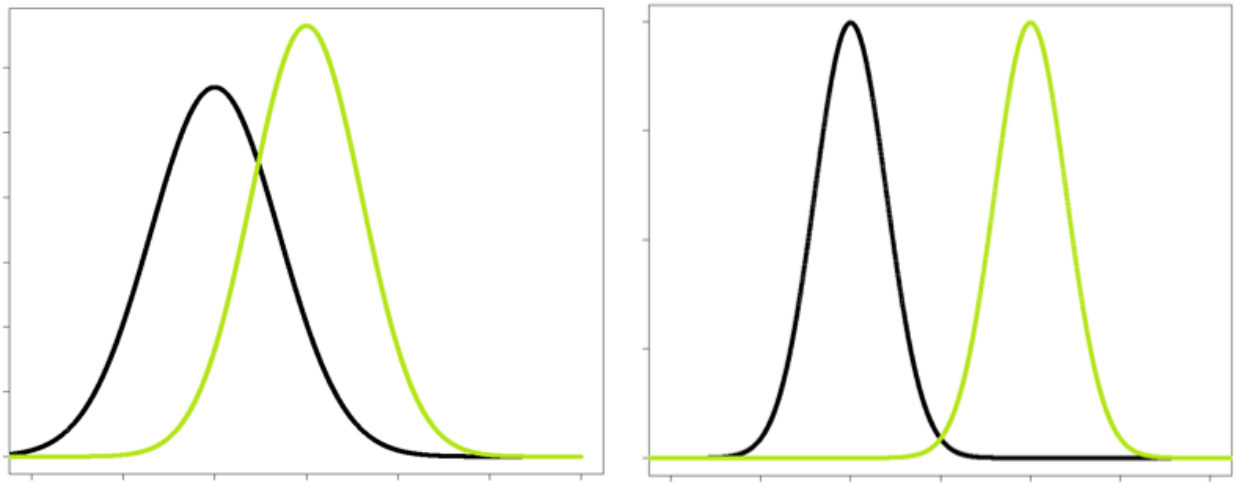


Figure 2.7 – Distribution de probabilité de résultats d'ACV pour un indicateur d'impact donné comparant deux scénarios (un noir et un vert). La conclusion que le scénario vert a plus d'impact que le scénario noir peut être affirmée de façon plus certaine dans le cas de droite que dans le cas de gauche.

2.3.2 Différents types et sources d'incertitudes en ACV

On distingue dans la littérature les incertitudes de type aléatoires des incertitudes de type épistémiques (Li, Chen, & Feng, 2013). **Les incertitudes aléatoires** font référence aux incertitudes liées aux variabilités naturelles existantes et indépendantes de notre connaissance humaine du monde. Ces incertitudes ne peuvent pas être réduites en collectant plus d'informations car elles sont inhérentes au monde réel. Généralement les incertitudes aléatoires ne sont pas toujours décrites de manière exhaustive lors de l'évaluation des incertitudes. **Les incertitudes épistémiques** renvoient quant à elle à notre méconnaissance du monde et à notre incapacité à le mesurer ou le modéliser de façon exacte. Ce type d'incertitude peut donc être réduit en augmentant nos connaissances. Li et al. (2013) soulignent que la **frontière entre ces deux types d'incertitudes est souvent floue**. En théorie, la façon de traiter ces deux types d'incertitudes est différente : les incertitudes aléatoires sont traitées grâce à la théorie de la probabilité alors que les incertitudes épistémiques sont traitées grâce aux théories des possibilités. La théorie des probabilités est basée sur la description de la fréquence d'apparition d'un phénomène dans la réalité due à un comportement stochastique ou à son hétérogénéité spatiale, temporelle ou au sein de sa population. À chaque phénomène est donc associée une distribution de probabilité qui traduit l'ensemble des valeurs probables compte tenu de la réalité. Le choix de la distribution de probabilité adéquate doit

se baser sur une quantité d'information suffisante pour représenter la variabilité du phénomène. La théorie des possibilités est basée sur la description de la possibilité qu'un évènement se réalise compte tenu de notre degré de connaissance. Les distributions de possibilité permettent donc de traduire l'imprécision ou l'incomplétude d'une information. Cette approche est particulièrement utile pour traduire les jugements subjectifs comme les jugements d'experts ou lorsque peu d'informations sont disponibles. Une application combinée de ces deux théories pour la gestion de l'incertitude en ACV est proposée par Clavreul et al. (Clavreul, Guyonnet, Tonini, & Christensen, 2013). Les résultats obtenus en combinant les deux théories sont des familles de distribution de probabilités et non plus une distribution de probabilités unique comme obtenue avec la théorie des probabilités. Cette famille de distribution peut être agrégée dépendamment de l'aversion au risque du décideur.

Il existe plusieurs manières de nommer les types d'incertitudes selon le domaine d'application ou le point de vue (Heijungs & Huijbregts, 2004). En ACV, les incertitudes aléatoires sont généralement appelées « variabilités » et les incertitudes épistémiques « incertitudes » (Steinmann, Hauck, Karuppiah, Laurenzi, & Huijbregts, 2014). Dans la suite de ce document, nous utiliserons le mot incertitude pour désigner les incertitudes aléatoires et les incertitudes épistémiques.

En ACV, il existe plusieurs sources d'incertitudes (M. A. J. Huijbregts, 1998) :

- Incertitudes aléatoires : variations existantes dans le monde réel
    - **Variabilités spatiales**
    - **Variabilités temporelles**
    - **Variabilités entre sources et objets** (variations liées à des fonctionnements ou caractéristiques propres entre chaque individu, par exemple deux usines de production d'électricité en France n'auront pas nécessairement les mêmes rendements)
- Incertitudes épistémiques : incertitudes qui font référence à notre manque de connaissance par rapport à la réalité
    - **Incertitudes de paramètre** qui sont liées à la connaissance incomplète de la vraie valeur d'une donnée quantitative
    - **Incertitudes de scénario** qui sont dues à des choix arbitraires faits dans le modèle
    - **Incertitudes de modèle** qui sont dues aux hypothèses simplificatrices dans la construction d'un modèle qui le distingue de la réalité

Des incertitudes peuvent être identifiées aux différents niveaux de la méthodologie ACV (Bjorklund, 2002). Le Tableau 2.4 montre quelques exemples de sources d'incertitudes théoriques en fonction de leur origine et de l'étape de la méthodologie ACV. Comme précisé auparavant, la frontière entre les types d'incertitudes est parfois floue et une source d'incertitude peut contribuer à plusieurs types d'incertitudes. Le point de vue adopté est celui du praticien qui construit un modèle d'ACV. Toutes les entrées dans le modèle ACV sont désignées par le mot « donnée ». Il peut s'agir d'une valeur quantitative pour un flux économique ou un FE, un paramètre, un facteur de caractérisation, le choix d'un flux ou d'un scénario ou d'un modèle, etc. Certaines de ces données d'entrée sont quantitatives, d'autres non. Cependant, toutes ces données peuvent engendrer des incertitudes dans les résultats.

Tableau 2.4 – Exemple de sources théoriques d'incertitudes en fonction de l'étape de la méthodologie ACV

Incertitude	**Aléatoire**	**Épistémique**		
Sources	**Variabilité**	**Paramètre**	**Scénarios**	**Modèle**
O&CE			Choix de l'unité fonctionnelle, des frontières des systèmes, de la méthode de prise en compte des coproduits.	Choix du type d'ACV (ACV-A ou ACV-C)
ICV	Variabilité temporelle, spatiale et source/objet des valeurs des données quantitatives et de la nature des processus	Valeur des données quantitatives (flux, paramètres)	Choix de la nature des flux économiques (et donc des processus attachés) et élémentaires, choix des scénarios	Choix de la structuration du système de produits, des phénomènes modélisés et paramètres choisis
EICV	Variabilité spatiale et temporelle des FC	Incertitude de base du FC due aux incertitudes des FC à l'échelle native	Choix de la méthode d'impact, choix du FC pour un FE	Choix du logiciel ACV donc de l'algorithme de calcul
Interpré-tation	Une mauvaise compréhension des incertitudes liées aux approximations faites peut engendrer des incertitudes dans l'interprétation. La façon de représenter les résultats peut aussi induire des erreurs d'interprétation.			

Notons qu'en pratique, malgré la distinction entre différents types d'incertitude, les moyens existants actuellement pour les traiter couvrent souvent plusieurs types d'incertitudes à la fois (Heijungs & Huijbregts, 2004). Les paramètres des modèles ACV contiennent des incertitudes aléatoires et épistémiques bien que l'incertitude de ces paramètres soit souvent traitée avec des approches issues de théorie de la probabilité (par exemple : analyse de Monte Carlo). Les incertitudes de paramètre, de scénarios et de modèle sont souvent agrégées et exprimées en utilisant l'incertitude sur la valeur d'un paramètre (De Koning, Schowanek, Dewaele, Weisbrod, & Guinée, 2010). De plus, si l'incertitude aléatoire est non connue alors elle devient une incertitude épistémique. Par exemple, si on connait uniquement le pays d'émission d'un FE et non sa localisation précise, le FC utilisé pour traduire ce FE en impact sera représentatif du pays et la variabilité spatiale des différents FC existants dans ce pays deviendra une incertitude épistémique. Ces **confusions entre les sources et types d'incertitude et la façon de les traiter** peuvent être déroutantes pour le praticien ACV pour évaluer les incertitudes et sélectionner les méthodes appropriées (Gregory, Noshadravan, Olivetti, & Kirchain, 2016).

Lorsque l'on aborde l'évaluation de l'incertitude, il est important d'introduire les notions d'interaction et de corrélation entre les variables d'entrée d'un modèle, notamment pour le modèle ACV où chaque flux économique, FE ou FC peut être considéré comme une variable aléatoire (voir la section 2.2.2 pour le détail du modèle de calcul en ACV). Les **interactions** sont dues aux relations de causalité décrites au sein d'un modèle. L'ordre d'interaction d'un modèle désigne le nombre maximal de variables aléatoires pouvant être multipliées dans les termes de l'équation du modèle. Par exemple, pour x_i étant des variables aléatoires, $y = x_1 + x_2 + x_1 \times x_2 + x_1 \times x_2^2$ est un modèle d'interaction d'ordre 3. En ACV, les flux économiques, les flux élémentaires et les FC peuvent être incertains et donc les matrices A, B et Q peuvent être considérées comme des variables aléatoires pour le modèle de calcul d'ACV. Ainsi le modèle de calcul d'ACV contient un nombre élevé d'interactions (voir équation du modèle de calcul d'ACV en section 2.2.2). La **corrélation** désigne le degré du lien existant entre des variables aléatoires. Deux variables aléatoires qui ont une évolution semblable seront fortement corrélées. En ACV, de nombreuses variables d'entrée sont corrélées. La non prise en compte de ces deux notions dans l'analyse d'incertitude et de sensibilité peuvent biaiser les résultats de ces analyses en ACV (E.A. Groen & Heijungs, 2017; Wei et al., 2015).

L'évaluation de l'incertitude par le praticien a généralement deux objectifs : renseigner sur le degré de certitude des conclusions d'une étude (**analyse de l'incertitude**) et analyser le système pour identifier les paramètres clefs ayant le plus d'influence sur l'incertitude des résultats (**analyse de sensibilité**). Les deux sections suivantes présentent les pratiques actuelles en matière d'analyse de l'incertitude (2.3.3) et d'analyse de sensibilité (2.3.4).

2.3.3 Approches existantes pour analyser l'incertitude en ACV

En théorie, plusieurs approches existent pour traiter l'incertitude en ACV : l'approche scientifique (approfondir les recherches dans le domaine), l'approche constructiviste (trouver un consensus avec les parties prenantes), l'approche légale (considérer comme vrai ce qui est proposé par les organismes reconnus) et l'approche statistique (utiliser des méthodes statistiques) (Finnveden et al., 2009; Heijungs & Huijbregts, 2004). Bien que ces approches soient complémentaires, nous focaliserons sur **l'approche statistique** (théorie des probabilités et possibilités) dans la suite de cette section car elle semble la plus adaptée pour une application par un praticien ACV qui souhaite connaitre l'incertitude de ses résultats dans un temps raisonnable. L'approche statistique peut se scinder en 3 phases distinctes : « input side » (phase des données d'entrée) liée à la caractérisation des incertitudes d'entrées pour l'ACV, « processing side » (phase de propagation) liée à la propagation des incertitudes d'entrée vers les résultats et « output side » (phase des résultats) liée à la façon de communiquer les résultats (Heijungs & Huijbregts, 2004). À chaque phase correspond des outils spécifiques qui vont le plus souvent dépendre des outils utilisés pour la phase de propagation (Tableau 2.5). Ces outils peuvent être qualitatifs, ce qui induit un aspect subjectif (ex : jugement d'expert, indicateur de qualité des données) ou semi quantitatifs (ex : Approche Pedigree, Analyse de scénarios) ou encore quantitatifs (ex : Monte Carlo, logique floue). Ces dernières approches sont très gourmandes en données et peuvent allonger la durée de l'étude. Nous présenterons les outils utilisés pour la phase de propagation en premier lieu.

Tableau 2.5 – Outils pour traiter l'incertitude en ACV en fonction de la méthode de propagation choisie basé sur Heijungs & Huijbregts (2004)

Méthode de propagation	Données d'entrée	Résultats obtenus
Analyse de sensibilité sur données d'entrées ou par scénarios	Plusieurs valeurs pour les données d'entrées incertaines Définition de scénarios/choix alternatifs	Plusieurs résultats déterministes (graphique, tableau)
Méthode d'échantillonnage (ex : Monte Carlo, Latin Hypercube)	Distribution statistique des données incertaines (loi de distribution ayant des paramètres tels que la moyenne, l'écart-type, etc.)	Distribution statistique des résultats sous forme d'histogramme (diagramme violon) ou de graphique moyenne + barres d'erreurs (min/max ou intervalle de confiance à 95% ou boîte à moustache)
Méthode analytique (ex : série de Taylor du premier ordre)	Variance ou écart-type des données incertaines	Pas de distribution statistique : juste variance ou écart-type des résultats
Méthodes non traditionnelles (logique floue, méthodes bayésiennes, statistiques non paramétriques, statistiques robustes, réseau neuronal, etc.)	Dépend des méthodes	Dépend des méthodes

Phase de propagation : En pratique, les méthodes de propagation les plus utilisées sont la méthode d'échantillonnage par Monte Carlo et les analyses de sensibilité sur la valeur des données d'entrées ou par scénarios (Lloyd & Ries, 2007). Il s'agit en effet des deux seules méthodes implémentées aujourd'hui dans les logiciels ACV, d'où leur popularité. Les analyses de sensibilité ne peuvent donner qu'un aperçu des incertitudes sur les résultats car le choix des paramètres testés reste souvent subjectif. La méthode de Monte Carlo permet d'obtenir la distribution statistique des résultats en fonction de la distribution de probabilité des données d'entrée par tirage aléatoire à chaque itération. Cette méthode traite essentiellement l'incertitude des paramètres qui est

considérée comme prépondérante en ACV (Lloyd & Ries, 2007). Il est également possible de traiter l'incertitude de scénario ou de modèle avec la méthode de Monte Carlo en définissant une probabilité pour chacun des jeux de données à tester. L'avantage de cette méthode est qu'elle supporte tous les types de loi de distribution en entrée. Elle fournit également une image complète des résultats probabilistes. Cependant, le nombre d'itérations nécessaires pour obtenir un résultat statistiquement significatif doit être élevé et par conséquent, le temps de calcul peut s'avérer très long si le nombre de données d'entrée est grand, comme c'est souvent le cas pour les systèmes de produit bâtis avec les bases de données ACV comme *ecoinvent* v3 (C. L. Mutel, de Baan, & Hellweg, 2013). La propagation analytique de l'erreur en utilisant les séries de Taylor (séries basées sur les dérivées successives d'une fonction au voisinage d'un point) permet d'obtenir la variance des résultats d'ACV pour de faibles variations des paramètres d'entrée (Heijungs & Lenzen, 2014; Imbeault-Tétreault, 2010). Elle ne fournit donc pas de renseignements sur la distribution complète des résultats mais juste sur la variance attendue. Cette méthode est très peu utilisée en pratique et non implémentée dans les logiciels ACV. Cependant, la rapidité de calcul de ce type de méthode analytique la rend particulièrement attractive (quelques minutes, contre quelques heures pour Monte Carlo).

Phase des données d'entrée : Un des enjeux pour traiter l'incertitude en ACV est de fournir les données d'entrée nécessaires pour utiliser ensuite les méthodes de propagation de l'incertitude. Notons qu'aujourd'hui, seule une très faible portion des incertitudes d'entrée est caractérisée dans les études ACV. Les incertitudes liées aux résultats ne sont donc pas représentatives de l'incertitude totale et doivent donc être interprétées avec précaution. Pour les analyses de sensibilité, plusieurs valeurs ou choix doivent être spécifiés, grâce notamment à la recherche d'informations complémentaires et le recours au jugement d'expert ou encore parfois de manière arbitraire (Lloyd & Ries, 2007). L'utilisation des méthodes d'échantillonnage ou analytiques requièrent de récolter des informations sur les distributions statistiques, notamment les variances ou écart-types. Ce type d'information est très rarement disponible immédiatement et peut être obtenu par l'utilisation de l'approche Pedigree. Il s'agit d'une approche semi-quantitative permettant de traduire la qualité d'une donnée quantitative en variance (Bo Pedersen Weidema & Wesnæs, 1996). L'approche Pedigree distingue l'incertitude de base, c'est-à-dire l'incertitude inhérente au paramètre et basée sur la méthode utilisée pour son acquisition (lié aux incertitudes épistémiques et à la variabilité intrinsèque), et l'incertitude additionnelle, c'est-à-dire l'incertitude liée à l'utilisation inappropriée

d'une donnée dans le contexte de l'étude. Seule cette dernière peut être améliorée par le praticien ACV en faisant un autre choix de valeur plus représentatif. L'incertitude additionnelle est évaluée grâce à des indicateurs de la qualité des données sur la fiabilité, la complétude et la représentativité temporelle, géographique et technologique. Ils sont notés sur une échelle de 1 à 5 en fonction de leur niveau de fiabilité ou de complétude ou de leur adéquation avec l'objectif de représentativité fixé pour cette donnée. Cette approche est utilisée dans les bases de données *ecoinvent* pour évaluer les incertitudes liées aux données quantitatives uniquement (Andreas Ciroth, Muller, Weidema, & Lesage, 2013; Muller et al., 2014).

2.3.4 Approches pour mener des analyses de sensibilité en ACV

Pour identifier les paramètres clefs ayant le plus d'influence sur l'incertitude des résultats d'ACV, plusieurs types d'analyses de sensibilité peuvent être menées (Borgonovo & Plischke, 2016; Igos et al., 2015).

Les **analyses de sensibilité locale** permettent d'étudier les **effets de petites variations** des données d'entrée sur les résultats ACV. Ces analyses sont déterministes par nature car aucune distribution de probabilité n'est associée aux données d'entrée. La plus courante est l'analyse des perturbations qui consiste à faire varier un seul paramètre à la fois et à calculer le facteur de sensibilité du paramètre d'après son influence sur les résultats (M. Huijbregts, Norris, & Bretz, 2001). Les variations peuvent être représentées sur des diagrammes tornades. Plusieurs paramètres peuvent également être modifiés en même temps afin de réaliser une analyse de scénarios. Ces pratiques trouvent vite leur limite car elles supposent une sélection des paramètres testés au préalable, elles ignorent la corrélation possible entre les paramètres et elles n'explorent pas non plus toutes les combinaisons possibles entre ces paramètres (C. L. Mutel et al., 2013). Des facteurs de sensibilité des données d'entrées peuvent également être calculés à partir de la structure matricielle de l'ACV (Sakai & Yokoyama, 2002). Même si toutes les données d'entrée sont prises en compte, cette méthode teste leur sensibilité sur une variation minime (dérivée première autour de la valeur déterministe), elle ne prend donc pas en compte les véritables plages de variation des données d'entrées en ACV.

Les **analyses de sensibilité globale** permettent **d'explorer l'ensemble de l'espace des données d'entrée** afin d'analyser leur influence sur les résultats d'ACV. Ces analyses sont probabilistes par

nature car une distribution de probabilité doit être associée aux données d'entrée. Les méthodes les plus courantes pour réaliser des analyses de sensibilité globale en ACV sont les suivantes :

- **Méthodes analytiques**. L'utilisation des méthodes analytiques pour calculer les facteurs de sensibilité grâce à la structure matricielle de l'ACV ont été proposées (Heijungs, 2010; Imbeault-Tétreault, 2010). Ces approches souffrent de certaines limites soulignées par les auteurs : elles ne fournissent des résultats plus robustes que pour de faibles variations et ne prennent pas en compte la corrélation entre les données d'entrée. Cependant Heijungs (2010) insiste sur le fait que cette méthode est applicable quelle que soit la loi de distribution des données d'entrée pourvu qu'une variance puisse être définie.
- **Méthodes basées sur des régressions**. Ces méthodes sont non-paramétriques (ne dépendent pas de la nature de la distribution de probabilité) et permettent de calculer des indicateurs de mesures de sensibilité basé sur des régressions (souvent linéaires) directement à partir de résultats de Monte Carlo. Ces indicateurs peuvent être par exemple le coefficient de régression standard ou le coefficient de corrélation de Pearson. Le coefficient de détermination permet de mesurer le pouvoir explicatif de la régression, et donc la confiance à accorder aux indicateurs de mesures de sensibilité. Lorsque le modèle évalué est non-linéaire et contient des interactions entre ses variables, comme c'est le cas en ACV, le pouvoir explicatif de la régression est souvent faible (Borgonovo & Plischke, 2016), et donc l'utilisation des méthodes basées sur des régressions est à éviter. L'utilisation des rangs plutôt que des valeurs originales pour calculer la corrélation de Pearson permet d'obtenir le coefficient de corrélation de Spearman. Il peut être utilisé pour des modèles non-linéaire et monotone. Ce coefficient permet de calculer la contribution à la variance des données d'entrée à la variance du résultat, qui a été utilisé en ACV pour identifier les plus gros contributeurs à l'impact (Geisler, Hellweg, & Hungerbühler, 2005; C. L. Mutel et al., 2013; Pfister & Scherer, 2015a). Toutefois, Pfister et al. (2015) note que la contribution à la variance basée sur le coefficient de corrélation de Spearman n'est pas une mesure de sensibilité robuste à cause du grand nombre de variables d'entrée en ACV (Pfister & Scherer, 2015a). En effet, les conclusions basées sur les rangs ne peuvent pas être si facilement transposées au modèle original car le coefficient de corrélation de Spearman tend à surestimer les effets moyens au détriment des effets dues aux interactions entre variables (Saltelli & Sobol', 1995). De ce fait, plus le niveau d'interaction entre les

variables est élevé, comme c'est le cas en ACV, plus le coefficient de corrélation de Spearman risque d'être erroné. Par ailleurs, le calcul des coefficients de corrélation se base sur les résultats des simulations de Monte Carlo et est donc soumis au problème de temps de calcul lié à cette méthode. Mutel et al. (2013) proposent donc d'y ajouter une étape de sélection des données d'entrée les plus sensibles grâce à la méthode des effets élémentaires qui permet de prendre en compte les plages de variation des données d'entrée (Saltelli & Annoni, 2010). Cette étape supplémentaire permet de réduire le temps de calcul d'un ordre de grandeur mais cela reste néanmoins insuffisant pour une identification rapide des données d'entrée les plus influentes (C. L. Mutel et al., 2013). Une solution proposée par l'auteur est que les développeurs de bases de données calculent à l'avance les paramètres les plus sensibles pour leurs jeux de données.

- **Méthodes basées sur la variance.** Ces méthodes évaluent l'importance d'une variable d'entrée pour la réduction de variance des résultats du modèle attendue si la valeur de cette variable était connue avec certitude. Un exemple de méthode de décomposition de la variance déjà utilisé en ACV est la méthode FAST (De Koning et al., 2010). Cependant cette méthode est efficace pour des modèles avec aucune ou très peu d'interactions entre variables (Saltelli & Bolado, 1998). Un autre exemple de méthode de décomposition de la variance déjà utilisée en ACV sont les indices de Sobol (Padey, Girard, le Boulch, & Blanc, 2013; Sobol, 1993; Wei et al., 2015). Ces indices permettent de quantifier l'influence d'une donnée d'entrée sur l'incertitude des résultats. Ils sont non paramétriques et peuvent être calculés même lorsque le modèle contient des interactions (modèle non linéaire) ou des corrélations entre variables (Most, 2012; Saltelli et al., 2010; Xu & Gertner, 2008). Cependant, les méthodes basées sur la variance nécessitent de connaitre les distributions de probabilité de chaque donnée d'entrée et requièrent un temps de calcul qui peut être très long si le nombre de données incertaines est élevé.

2.3.5 Les incertitudes en ACV-C

Les ACV-C sont soumises au même type d'incertitude que les ACV-A. Cependant, des sources d'incertitudes supplémentaires liées aux approches servant à établir l'inventaire conséquentiel (c'est-à-dire pour identifier des processus affectés par la décision) peuvent apparaitre (Whitefoot et al., 2011). Des **incertitudes plus élevées sont donc attendues en ACV-C comparativement à**

l'ACV-A (Herrmann et al., 2014; Whitefoot et al., 2011). L'utilisation de modèles économiques pour générer l'inventaire d'avant-plan en ACV-C implique que les **incertitudes classiques liées aux modèles économiques** deviennent une source d'incertitude en ACV-C. Ces incertitudes sont de 3 types : incertitudes mathématiques liées au mode de résolution du modèle et aux approximations subséquentes (simulation, optimisation) ; incertitudes de modèle liées aux hypothèses simplificatrices de la réalité (équations, linéarité, produits en compétition, paramètres considérés comme exogènes, hypothèse d'équilibre partiel, etc.) ; incertitudes des données d'entrées (élasticité, prix, capacité, etc.) (Dandres et al., 2014). Les deux premiers types d'incertitudes sont épistémiques, le dernier type est aléatoire et épistémique. Dandres et al. (2014) mettent en avant les difficultés pour traiter l'incertitude issue de l'utilisation des modèles économiques étant donné la difficulté de valider ces modèles avec des données historiques (par nature, les modèles n'intègrent pas les événements aléatoires comme les crises économiques). Ils nécessitent aussi d'importantes quantités de données d'entrée dont l'incertitude n'est pas caractérisée. Dandres et al. (2014) concluent sur la nécessité de renforcer la caractérisation de l'incertitude en ACV-C, notamment issue de modèle économique.

2.3.6 Limites actuelles de l'ACV pour la prise de décision

Actuellement, les incertitudes sont généralement évaluées de façon sommaire et souvent très incomplète par les praticiens (Igos et al., 2015). Or, prendre une décision sur un résultat dont on ne connaît pas l'incertitude peut avoir des conséquences opposées aux effets escomptés (Ross, Evans, & Webber, 2002). Il est donc indispensable de fournir aux praticiens les outils pour évaluer l'incertitude de façon plus robuste et plus exhaustive. Cela suppose de proposer des méthodes facilement compréhensibles et intégrables dans les logiciels ACV.

Améliorer l'aide à la prise de décision consiste à tenter de réduire les incertitudes en ACV. Pour ce faire, le praticien doit donc améliorer ses connaissances sur le système afin de réduire les incertitudes épistémiques qui sont les seules incertitudes que l'on puisse réduire. Cependant, ceci engendre un effort supplémentaire pour le praticien ACV sur la collecte des données et leur intégration dans le modèle ACV, ce qui peut allonger considérablement la durée de l'étude (Baitz et al., 2012). Il est donc nécessaire de prioriser l'effort de collecte des données par le praticien ACV afin qu'il concentre ses efforts là où le potentiel de réduction des incertitudes est le plus élevé.

L'ILCD recommande de concentrer l'effort d'amélioration de la qualité de l'inventaire sur les données ayant une faible qualité (par exemple due à une mauvaise représentativité géographique) couplée avec une forte influence sur les résultats (European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010c). Cette recommandation est basée sur les travaux de Heijungs (1996) qui suggère de prioriser la collecte de données sur celles qui sont très incertaines et qui contribuent le plus aux résultats d'impacts (voir Figure 2.8). En d'autres termes, l'effort de collecte doit se concentrer sur les données les plus sensibles. Il s'agit ici d'une ébauche de priorisation de l'effort de réduction de l'incertitude mais sa mise en œuvre concrète par le praticien reste à définir. En pratique, la majorité des études ACV se basent sur la seule contribution aux résultats d'impacts pour sélectionner les données à raffiner en priorité, car les analyses de contribution à l'impact sont intégrées dans les logiciels ACV.

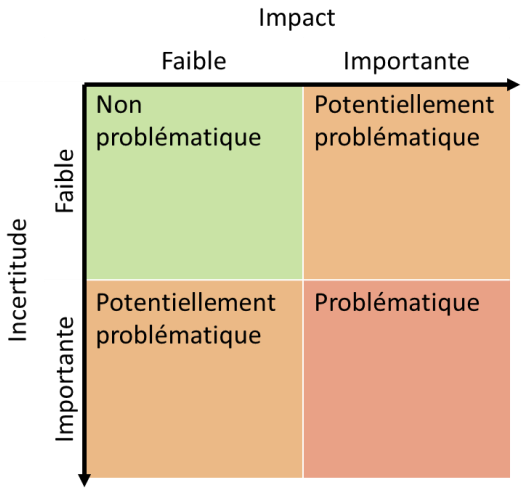


Figure 2.8 – Matrice de priorisation de l'effort (traduit de Heijungs (1996))

Les analyses de sensibilité les plus pertinentes en ACV sont les analyses de sensibilité globale. Quelques rares études mentionnent utiliser l'analyse de sensibilité globale pour identifier les données à collecter en priorité (Gregory et al., 2016; Pfister & Scherer, 2015a). Deux méthodologies de priorisation de l'effort de collecte des données basées sur l'analyse de sensibilité globale ont été proposées en ACV (Gregory et al., 2016; C. L. Mutel et al., 2013). Toutefois ces deux méthodologies utilisent le coefficient de corrélation de Spearman pour calculer leurs indicateurs de sensibilité. La validité de l'utilisation de ce coefficient dans un modèle qui contient un niveau élevé d'interactions entre variables, comme le modèle ACV, est remise en question (Pfister & Scherer, 2015a; Saltelli & Sobol', 1995).

À l'issue de cette section sur la prise en compte des incertitudes en ACV, nous pouvons identifier les besoins suivants :

- Faciliter et améliorer l'évaluation des incertitudes en ACV pour qu'elle soit systématique, appropriée aux caractéristiques du modèle ACV, facilement compréhensible par les praticiens ACV et intégrable dans les logiciels ACV.
- Développer une méthodologie pour prioriser l'effort de réduction de l'incertitude en ACV, et donc l'effort de collecte des données, qui réponde aux exigences suivantes : être basée sur l'analyse de sensibilité globale, être adaptée à la structure et à la pratique de l'ACV, être adaptable en fonction du contexte de l'étude et du décideur.
- Définir le niveau d'incertitude acceptable pour l'aide à la prise de décision en fonction du contexte de l'étude et du décideur.
- Identifier et développer un cadre opérationnel pour l'évaluation des incertitudes en ACV réductibles par le praticien.

2.4 La régionalisation en ACV

La régionalisation en ACV consiste à améliorer la représentativité géographique des résultats d'ACV. Elle permet donc d'augmenter la pertinence environnementale des résultats d'ACV et de réduire les incertitudes liées à la variabilité spatiale décrites dans la section précédente. Cette section présente les notions liées à la régionalisation en ACV.

2.4.1 Un peu de vocabulaire

La régionalisation en ACV renvoie à la prise en compte de la dimension géographique en ACV. Certains termes utilisés ont une signification spécifiquement liée à la prise en compte de la dimension géographique en ACV et sont définis comme suit :

- **Région** : zone géographique délimitée par une frontière au sein de laquelle il existe un degré d'homogénéité sur certains paramètres. Une région peut être une région administrative (un pays, un département, etc.), une zone ayant un climat homogène au sein de cette zone, une zone ayant un même bassin versant, etc.
- **Couverture géographique** : zone de validité géographique d'un inventaire ou d'une méthode d'impact. La couverture géographique indique donc la zone que l'on cherche à

représenter. Par exemple, la méthodologie d'impacts ReCiPe (Goedkoop, Heijungs, De Schryver, Struijs, & van Zelm, 2013) a une couverture géographique représentative de l'Europe et *TRACI* (Bare, Norris, & Pennington, 2003) des Etats-Unis.

- **Variabilité spatiale** : l'ensemble de valeurs que peut prendre un paramètre en fonction de sa localisation géographique au sein d'une couverture géographique donnée. Par exemple, le rendement du blé d'hiver au États-Unis a une grande variabilité spatiale, c'est-à-dire que les valeurs de rendement en fonction des différentes régions sont très différentes (Yang, Tao, & Suh, 2017).
- **Régionalisation** : fait de décrire de façon représentative pour une région donnée les processus et phénomènes physiques ayant une variabilité spatiale. On distingue la régionalisation de l'inventaire et la régionalisation des impacts. La régionalisation de l'inventaire permet d'obtenir un inventaire plus représentatif de la couverture géographique que l'on souhaite modéliser. La régionalisation des impacts est le fait de différencier pour un même FE des facteurs de caractérisation (FC) régionalisés représentatifs d'une zone géographique en prenant en compte la variabilité spatiale des paramètres et des mécanismes les plus influents pour un impact donné.
- **Spatialisation** : fait d'attribuer une localisation géographique aux FE. Cette localisation géographique est indispensable pour pouvoir ensuite utiliser des FC régionalisés. L'information géographique peut être ajoutée sous différentes formes et éventuellement correspondre à la résolution spatiale native de la méthode d'impact (résolution spatiale choisie par le développeur de la méthode comme étant la plus pertinente pour refléter les variabilités géographiques des FC).
- **Archétype** : Un archétype est une manière différente de régionaliser l'impact et de spatialiser l'inventaire en se basant sur des paramètres pouvant être désolidarisés de leur position géographique et utilisés de manière générique. Par exemple, un archétype basé sur la densité de population permet de différencier l'impact des émissions de particules fines en zone urbaine ou rurale (S Humbert, 2009). Il est possible d'utiliser ce genre d'archétype sans savoir précisément dans quelle ville du monde a eu lieu l'émission.

2.4.2 Intérêts et enjeux de la régionalisation en ACV

Historiquement, les résultats d'ACV étaient calculés sans prendre en compte l'aspect géographique (*site-generic LCA*). Pourtant la dimension géographique fait partie intégrante de l'ACV et ce à plusieurs titres. Tout d'abord les étapes d'un cycle de vie, et donc les FE et les flux économiques constituant **l'inventaire du cycle de vie peuvent être très dispersés géographiquement** compte tenu de la mondialisation des chaînes d'approvisionnement. Les caractéristiques d'une même technologie peuvent être différentes en fonction de sa localisation géographique. Par ailleurs, une émission en un lieu donné peut avoir un **impact différent selon ce lieu d'émission** (José Potting & Hauschild, 2006). Cet impact peut être très local, régional, continental ou global selon le type d'émission et les caractéristiques du milieu récepteur.

En ACV, la prise en compte de la dimension géographique, qui est à déclarer dans les objectifs et champ de l'étude (O&C) où la couverture géographique de l'étude se doit d'être mentionnée, peut se faire à plusieurs niveaux (Aissani, 2008; Marchand, 2013):

- Au niveau de l'inventaire pour :
    - Avoir une meilleure représentativité géographique des systèmes étudiés (régionalisation de l'inventaire) par rapport à la description du système de produits et aux données pour la description de chaque processus.
    - Réaliser la spatialisation des FE, c'est-à-dire l'attribution d'une localisation géographique (archétype, région, coordonnées géographiques) aux FE.
- Au niveau de l'évaluation des impacts pour prendre en compte la variabilité spatiale des milieux récepteurs pour caractériser l'impact (régionalisation de l'impact).

Le concept de régionalisation est apparu dans les années 90 (B. W. Vigon et al., 1993a). La régionalisation en ACV présente plusieurs avantages. Tout d'abord, l'utilisation de données pas assez représentatives pour décrire l'inventaire peut induire des conclusions erronées (Ross & Evans, 2002). Ainsi la régionalisation de l'inventaire peut s'avérer essentielle dans certains cas. Par exemple, les processus agricoles peuvent être soumis à de fortes variations sur les rendements de culture ou sur les pratiques culturales dépendamment de la région modélisée (Dufossé, Gabrielle, Drouet, & Bessou, 2013; Yang et al., 2017). De la même manière, l'impact de la production d'électricité peut-être très variable d'un pays à l'autre en fonction du mix électrique, des rendements des centrales, les conditions d'opérations des centrales, etc. (Turconi, Boldrin, &

Astrup, 2013). De plus, la spatialisation de l'inventaire permet pour les FE dont l'impact dépend du lieu d'émission de calculer leur impact de façon la plus représentative possible en choisissant le FC le plus adapté. Ceci peut permettre d'identifier précisément les processus les plus contributeurs à l'impact et les zones les plus impactées pour mieux cibler ensuite les actions à entreprendre. Par ailleurs, la régionalisation des impacts **améliore la pertinence environnementale** des méthodes d'impacts et donc des résultats d'ACV en décrivant de manière plus représentative les impacts des flux élémentaires (J Potting & Hauschild, 2005). Enfin, la régionalisation en ACV permet d'augmenter le pouvoir discriminant de l'ACV entre différents scénarios car il **réduit l'incertitude due à l'utilisation de données spatialement trop génériques** (H. A. Udo de Haes et al., 1999).

Ainsi, la régionalisation en ACV semble être une voie prometteuse pour améliorer la représentativité et la fiabilité des résultats, en réduisant l'incertitude liée à la variabilité spatiale. Comme défini précédemment, la régionalisation est le fait de décrire de façon représentative les processus et phénomènes physiques ayant une variabilité spatiale. Cependant, l'amélioration de la représentativité géographique peut induire une **charge supplémentaire de travail** pour le praticien ACV notamment au niveau de la collecte des données et de la modélisation (Baitz et al., 2012). Les enjeux de l'intégration de la régionalisation sont donc de trouver le niveau de représentativité géographique adaptée en fonction des objectifs de l'étude et de prioriser la collecte des données nécessaire.

2.4.3 Quelques approches de régionalisation en ACV

De nombreuses recommandations et approches existent pour intégrer la dimension géographique en ACV. La nature de ces approches est très variée car elles peuvent s'appliquer à différents aspects méthodologiques et répondre à des questions spécifiques. Voici un exemple de distinction possible des différentes approches pour intégrer la dimension géographique en ACV en fonction de :

- leur objectif : régionalisation de l'inventaire, spatialisation de l'inventaire, régionalisation des impacts, intégration de la régionalisation lors du calcul d'impact (pour un inventaire spatialisé), intégrer la régionalisation dans la phase d'interprétation.
- leur application dans les bases de données ACV et les logiciels ACV.

Voici quelques exemples d'approches pour intégrer la dimension géographique en ACV :

- **Régionalisation de l'inventaire** (Bellekom, Potting, & Benders, 2006; A Ciroth & Hagelüken, 2002a; Steinberger, Friot, Jolliet, & Erkman, 2009). Il existe deux pratiques courantes, et utilisées de manière complémentaire, permettant de régionaliser l'inventaire :
    - Amélioration de la description du système de produits consiste à choisir des processus ou à modifier l'agencement des processus entre eux pour que le système de produits soit plus représentatif de la région modélisée (par exemple : choix d'une technologie de production d'électricité plus représentative de la région étudiée). On parle alors de **recontextualisation** du processus (Lesage & Samson, 2013). Le choix des processus se fait généralement en fonction de ce qui est disponible dans les bases de données.
    - Amélioration des données pour la description de chaque processus consiste à choisir des données spécifiques à un site, moyennes sur une région/un pays ou génériques pour représenter au mieux la région modélisée. On parle alors d'**adaptation des données** (valeurs numériques) du processus (Lesage & Samson, 2013).
- **Spatialisation de l'inventaire**. Il existe plusieurs façons de spatialiser l'inventaire :
    - Utilisation de la couverture géographique du processus à l'origine des FE (C. L. Mutel & Hellweg, 2009). Le niveau de détail sera donc celui résultant de la régionalisation de l'inventaire. La régionalisation de l'inventaire est donc également un moyen de spatialiser l'inventaire. Cette approche est notamment proposée dans une étude ACV visant à démontrer la faisabilité et la valeur ajoutée de l'utilisation de FC régionalisés et à estimer le temps de collecte des données supplémentaires (Bellekom et al., 2006). A noter que l'information géographique récoltée lors de la régionalisation de l'inventaire ne répond pas toujours aux besoins de la méthode d'impact utilisée (information sur le pays alors qu'il est nécessaire de connaître l'archétype de densité de population par exemple).
    - Une approche pour spatialiser un processus peut être de décrire plus finement sa distribution géographique en utilisant par exemple des données statistiques sur l'utilisation du produit. Par exemple pour une technologie dont les caractéristiques varient peu en fonction de la localisation géographique mais dont l'impact est très sensible à la localisation géographique.

  - L'utilisation d'un Système d'Information Géographique (SIG) est un outil qui peut aider pour la spatialisation de l'inventaire. C'est par exemple le cas des études évaluant les impacts de l'utilisation des sols. Pour évaluer les impacts sur la biodiversité de l'utilisation des sols pour la production d'éthanol, Geyer et al. (2010) développent un inventaire spatialisé en utilisant le SIG.
- **Régionalisation de l'impact**. Une méthode d'impact peut être régionalisée soit avec une approche par **archétype** ou soit par **différenciation spatiale**. Il existe également de nombreuses méthodes d'impacts régionalisées se concentrant sur les catégories d'impacts suivantes : acidification aquatique et terrestre (Roy, Deschênes, & Margni, 2013), eutrophisation aquatique (Helmes, Huijbregts, Henderson, & Jolliet, 2012), occupation et transformation des terres (Cao, Margni, Favis, & Deschênes, 2015; Chaudhary, Verones, de Baan, & Hellweg, 2015b; de Baan, Mutel, Curran, Hellweg, & Koellner, 2013), utilisation de l'eau (A. Boulay, Bulle, Bayart, Deschênes, & Margni, 2011; A. M. Boulay et al., 2017; Hanafiah, Xenopoulos, Pfister, Leuven, & Huijbregts, 2011; Pfister, Koehler, & Hellweg, 2009), la toxicité humaine et l'écotoxicité (Kounina, Margni, Shaked, Bulle, & Jolliet, 2014), particules fines (S Humbert, 2009). Par ailleurs, il existe des méthodologies d'impacts régionalisées couvrant la plupart des catégories d'impacts précédentes telles que IMPACT World+ (Bulle et al., 2018) et LC-IMPACT qui ont une couverture spatiale mondiale, et LIME 2 qui a une couverture géographique japonaise (Itsubo & Inaba, 2012; Verones et al., 2016).

La méthodologie d'impacts *IMPACT World+* a été développée spécifiquement pour répondre au besoin de régionalisation des impacts (Bulle et al., 2018). Contrairement à de nombreuses méthodologies d'impacts populaires (IMPACT2002+ et ReCiPe pour l'Europe, *TRACI* pour les Etats-Unis par exemple), *IMPACT World+* offre une couverture géographique mondiale. Pour ses catégories d'impacts régionalisées (voir Figure 2.9), elle fournit des FC à l'échelle native et des FC agrégés à l'échelle nationale, continentale selon le type d'impact ainsi que des FC globaux. L'agrégation aux échelles nationale, continentale et globale est basée sur une probabilité (réelle ou estimée à l'aide d'un proxy comme la densité de population) d'émission dans les différentes cellules de l'échelle de résolution native (plus de détails au Chapitre 8 sur les autres contributions). De plus, cette méthodologie fournit l'incertitude liée à la variabilité spatiale incertitude associée à chaque FC agrégé. Plus un FC est agrégé, plus son incertitude

liée à la variabilité spatiale est élevée. Chaque catégorie d'impact régionalisée a ses caractéristiques propres et donc un découpage géographique spécifique (résolution native). Le choix de l'échelle de résolution native est le fruit de travaux de recherches spécifiques à chaque impact. Ces recherches ont permis de déterminer le niveau de résolution acceptable afin de rendre compte de la variabilité géographique des impacts tout en assurant le développement de FC utilisables. Le développement des FC régionalisés est fortement conditionné par l'accès aux données pertinentes par les développeurs.

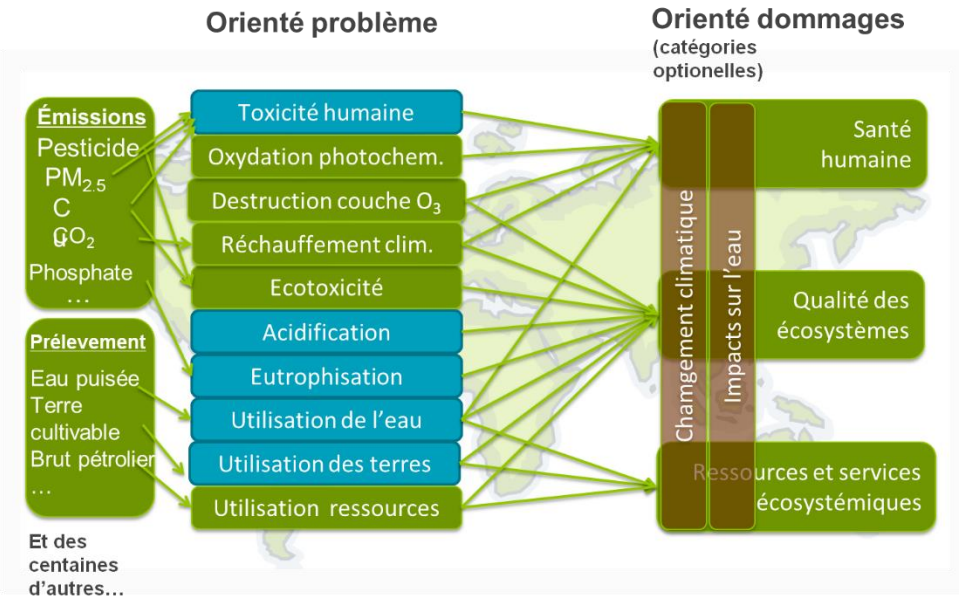


Figure 2.9 – Méthodologie d'impacts *IMPACT World+*. Les catégories d'impacts en bleues sont régionalisées.

2.4.4 Limites actuelles de la régionalisation en ACV

De nombreux défis sont à relever pour intégrer au mieux la dimension géographique en ACV :

- Comment et avec quel niveau de détail faut-il régionaliser les données d'inventaire ?
- Comment et avec quel niveau de détail faut-il spatialiser les FE ?
- Comment et avec quel niveau de détail faut-il régionaliser les FC ?
- Comment gérer les différentes échelles de résolution entre l'inventaire et les FC lors du calcul d'impact ?
- Comment interpréter les résultats d'ACV régionalisés ?

- Quels sont les outils nécessaires à la régionalisation suivant le type d'utilisateur (praticien ACV, développeur de base de données, développeur de méthode d'impact, etc.) ?

Les réponses à ces questions ne sont pas uniques et dépendent entre autres des objectifs de l'étude, du type d'utilisateur, des secteurs étudiés et des impacts étudiés. Aujourd'hui plusieurs approches coexistent pour la régionalisation en ACV. Cependant, celles-ci sont rarement identifiées en tant que telles et il n'existe aucun document les regroupant et proposant un cadre structurant permettant d'analyser leur utilisation. Par ailleurs, aucune méthodologie pour opérationnaliser leur utilisation de manière cohérente par les praticiens ACV n'est disponible.

De plus, intégrer les notions de régionalisation en ACV demande un effort additionnel pour les praticiens ACV sur la collecte, le traitement des données, la construction et l'utilisation de modèles qui nécessitent des moyens supplémentaires et complexifient l'étude. Ainsi, il convient de s'assurer de l'intérêt d'un tel effort et de le prioriser.

A l'issue de cette section sur la régionalisation en ACV, nous pouvons identifier les besoins suivants :

- Identifier les approches existantes pour la régionalisation en ACV afin de proposer un cadre structurant pour analyser leur utilisation.
- Formuler des recommandations sur leur utilisation et leur opérationnalisation en fonction du contexte de l'étude.
- Développer une méthodologie opérationnelle permettant la priorisation de l'effort de régionalisation en fonction du contexte de l'étude.
- Quantifier l'effort de régionalisation.

2.5 Problématique générale issue de la revue de littérature

L'évaluation de l'impact environnemental des politiques publiques liées au transport en France souffre d'un certain nombre de limites, notamment parce qu'elle n'intègre pas la vision cycle de vie et qu'elle n'évalue pas la pertinence environnementale des émissions polluantes en analysant leur importance en termes d'impacts sur l'environnement. Ceci constitue une limite forte pour une prise de décision éclairée par les décideurs publics. Pour pallier ces enjeux, l'utilisation de l'ACV-C comme outil d'évaluation des conséquences environnementales des politiques publiques semblent une voie prometteuse. Cependant, il existe actuellement peu d'applications de l'ACV-C à l'évaluation des politiques publiques pour le transport, et son utilisation pour ce type d'objectif doit encore gagner en maturité pour augmenter leur acceptabilité auprès des pouvoirs publiques.

L'ACV-C, comme l'ACV de manière plus générale, souffre d'un manque d'évaluation des incertitudes sur les résultats, qui affaiblit le potentiel d'aide à la prise de décision de cet outil. Des outils d'évaluation de l'incertitude facilement compréhensibles et utilisables par les praticiens ACV doivent donc être mis en place pour systématiser leur évaluation. En effet, il est important que le décideur puisse connaître le niveau de confiance qu'il peut accorder dans un résultat. Plus le résultat sera juste et fiable et plus l'aide à la prise de décision sera pertinente. Le praticien doit donc tenter de réduire les incertitudes liées aux résultats de l'ACV jusqu'à un niveau acceptable pour le décideur. Ce niveau va dépendre du contexte de l'étude et de l'aversion au risque du décideur. Cependant, réduire les incertitudes implique un effort supplémentaire pour le praticien sur la collecte des données et la modélisation ACV qui peut allonger la durée et augmenter le coût d'une étude. Il est donc nécessaire de mettre en place une méthodologie de priorisation de l'effort de collecte des données pour réduire l'incertitude. Cette priorisation doit permettre d'optimiser l'effort du praticien en se focalisant sur les données les plus contributrices à l'incertitude, c'est-à-dire les plus sensibles, et donc où le potentiel de réduction est le plus élevé. Les rares méthodologies existantes pour prioriser l'effort de collecte des données en ACV s'avèrent peu adaptées à la structure de l'ACV et la validité de leur priorisation peut être mise en doute.

Une des sources importantes d'incertitude en ACV provient de la variabilité spatiale. La régionalisation en ACV est un moyen pour réduire cette source d'incertitude qui peut s'avérer déterminante dans l'évaluation de certains impacts comme l'utilisation de l'eau ou de certains secteurs comme le secteur agricole. Cependant, les approches existantes liées à la régionalisation

en ACV sont aujourd'hui mal identifiées et il n'existe aucun cadre structurant permettant de les évaluer. De plus les conditions d'utilisation pertinentes de ces approches sont à clarifier. Un des principaux obstacles à leur application est lié à l'effort supplémentaire que cela demande au praticien pour la collecte des données en ACV. La méthodologie de priorisation de l'effort de collecte des données pourra donc être utilisée pour prioriser l'effort de régionalisation.

Ce projet de doctorat vise donc à :

- Formuler un cadre structurant pour identifier et analyser les approches liées à la régionalisation en ACV.
- Développer une méthodologie de priorisation de l'effort de collecte des données adaptées à la structure de l'ACV pour réduire l'incertitude en ACV.
- Opérationnaliser la méthodologie de priorisation de l'effort de collecte des données pour la priorisation de l'effort de régionalisation.
- Appliquer la méthodologie développée, notamment à une étude ACV-C pour évaluer les conséquences environnementales d'une politique publique pour le transport en France.

CHAPITRE 3 OBJECTIFS ET MÉTHODOLOGIE GÉNÉRALE DE LA THÈSE

3.1 Définition des objectifs de la thèse

L'objectif général de ce projet est de **développer un cadre méthodologique permettant de prioriser l'effort de réduction de l'incertitude en ACV à travers l'opérationnalisation de la régionalisation dans le but d'améliorer la prise de décision**. Ce cadre méthodologique sera notamment appliqué à l'ACV-C dans le secteur des transports. Cet objectif général se base sur les questions de recherche suivantes :

1. Comment articuler dans un cadre structurant les différentes approches existantes liées à la régionalisation en ACV?
2. Comment prioriser l'effort de régionalisation en ACV par une collecte des données basée sur la réduction de l'incertitude des résultats d'ACV?
3. Comment opérationnaliser la priorisation de l'effort de régionalisation en ACV?
4. Comment appliquer la priorisation de l'effort de régionalisation en ACV conséquentielle?

Afin de répondre à ces questions, les objectifs spécifiques suivants sont définis et seront traités dans la suite de ce document :

1. Formuler un cadre structurant et opérationnel pour l'utilisation des approches existantes pour la régionalisation en ACV.
2. Développer une méthodologie de priorisation de collecte des données en ACV pour la réduction des incertitudes spatiales afin de prioriser l'effort de régionalisation en ACV.
3. Appliquer les cadres développés pour prioriser de l'effort de régionalisation à des cas d'études en ACV attributionnelle.
4. Appliquer la méthodologie de priorisation de l'effort de régionalisation à un cas d'étude en ACV conséquentielle pour évaluer les conséquences environnementales d'une politique publique pour le transport en France.

3.2 Méthodologie générale

Pour répondre aux questions de recherche et aux objectifs spécifiques, une méthodologie générale en plusieurs étapes a été mise en place. La Figure 3.1 présente ces différentes étapes pour chaque objectif spécifique. La réponse aux objectifs spécifiques a donné lieu à l'écriture de 4 articles scientifiques qui sont l'objet des chapitres suivants. Les différents développements méthodologiques proposés permettent ultimement de répondre à l'objectif général de prioriser l'effort de réduction de l'incertitude en ACV à travers l'opérationnalisation de la régionalisation.

Pour éviter trop de redondance, les sections suivantes de ce chapitre proposent un survol du contenu des différentes étapes méthodologiques par objectif spécifique. Le détail des développements méthodologiques est présenté dans les articles scientifiques dans les chapitres suivants.

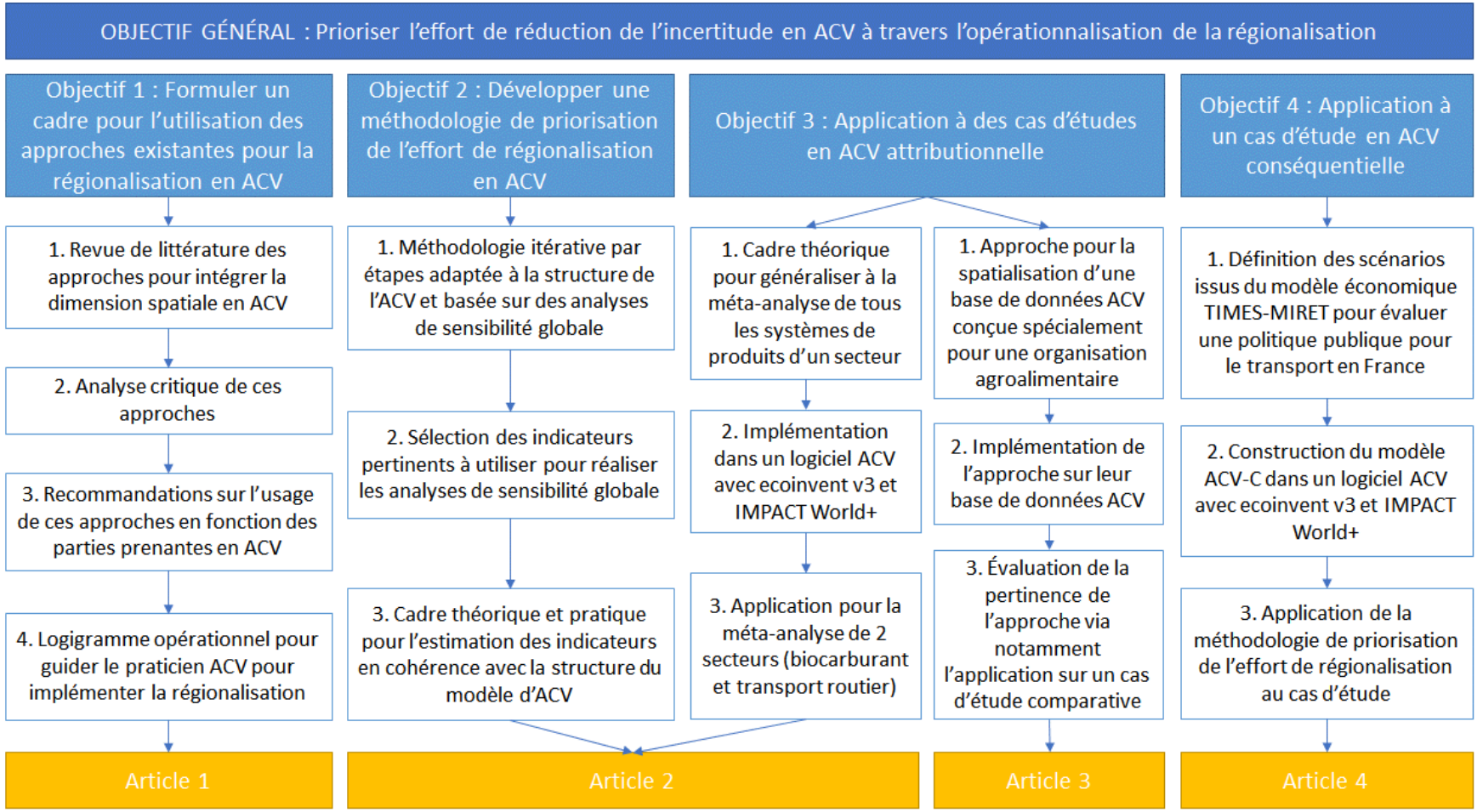


Figure 3.1 – Les différentes étapes de la méthodologie générale par objectif spécifique et par article scientifique

3.2.1 Formuler un cadre structurant et opérationnel pour l'utilisation des approches existantes pour la régionalisation en ACV

Ce premier objectif spécifique constitue la première étape de la méthodologie générale. En effet, il est nécessaire d'identifier et de classifier les différentes approches existantes liées à la dimension spatiale en ACV et d'articuler de façon opérationnelle leur utilisation avant de pouvoir les prioriser lors de l'intégration de la régionalisation en ACV.

La réponse à cet objectif spécifique a donné lieu à la publication de l'article scientifique « Critical review and practical recommendations to integrate the spatial dimension into life cycle assessment » faisant l'objet du Chapitre 4. Les sections suivantes détaillent les principaux choix méthodologiques de cet article ayant pour objectif de « créer un langage commun et de construire un cadre pour guider la communauté ACV pour l'intégration de la dimension spatiale en ACV ».

3.2.1.1 Revue de littérature des approches pour intégrer la dimension spatiale en ACV

Une revue de littérature sur l'intégration de la dimension spatiale en ACV a été menée en deux parties :

- Une revue des recommandations existantes sur les exigences en matière de représentativité géographique en ACV. Ces recommandations sont extraites de publications et de rapports d'organismes internationaux, de groupe de réflexions et d'organisations visant à offrir un consensus et à fournir des orientations pour la communauté ACV. Ces recommandations ont été utilisées comme point de départ pour élaborer nos recommandations formulées en 3.2.1.3.
- Une revue des approches existantes pour intégrer la dimension spatiale en ACV. Ces approches ont été identifiées parmi des cas d'études d'ACV, des publications présentant des développements méthodologiques, des méthodes d'impact, des bases de données ACV et des logiciels ACV.

3.2.1.2 Analyse critique de ces approches

Les approches existantes identifiées pendant la revue de littérature ont été classées en fonction de la question principale à laquelle elles tentent de répondre. Les approches ont ensuite été regroupées en fonction de leur niveau d'intervention dans la méthodologie ACV : objectif et champ de l'étude,

régionalisation de l'inventaire, spatialisation de l'inventaire, calcul d'ACV régionalisé, régionalisation des impacts, interprétation.

Les forces et limites de chaque approche ont ensuite été analysées en fonction des trois critères suivants : (i) Pertinence de l'approche : L'approche est-elle pertinente au regard de sa question principale?, (ii) Niveau de développement : L'approche est-elle suffisamment mature et robuste pour répondre à sa question principale?, (iii) Niveau d'opérationnalisation : L'approche est-elle facilement applicable avec les outils existants?

Une évaluation qualitative de chaque critère pour chaque approche a été réalisée en utilisant un système de notation à 5 niveaux pour qualifier l'adéquation entre les caractéristiques de l'approche et sa question principale.

3.2.1.3 Recommandations sur l'usage de ces approches en fonction des parties prenantes en ACV

Des recommandations sur l'intégration de la dimension spatiale en ACV ont été formulées en se basant sur les résultats de l'analyse critique des approches. Ces recommandations ont été différentiées en fonction des parties prenantes de la communauté ACV : praticiens ACV, développeurs de base de données ACV, développeurs de méthodes d'impact EICV, développeurs de logiciel ACV, chercheurs en ACV. De plus les recommandations ont été formulées avec une perspective court terme, c'est-à-dire directement opérationnel, et une perspective long terme.

3.2.1.4 Logigramme opérationnel pour guider le praticien ACV pour implémenter la régionalisation

Afin de mieux guider les praticiens ACV avec les approches existantes, un logigramme a été proposé afin d'implémenter la régionalisation de l'inventaire et la spatialisation de l'inventaire dans les études ACV et de prioriser leurs efforts. Ce logigramme se base sur les recommandations formulées pour le court terme et se veut donc directement applicable par le praticien. Il est constitué d'une suite d'étapes logiques basées sur l'utilisation d'outils courants en ACV (logiciel tel que *Simapro,* base de données d'inventaire tel que *ecoinvent*, méthode d'impact tel qu'IMPACT World+). Il se base notamment sur des analyses de contribution aux impacts puisque les analyses de sensibilité ne sont pas disponibles aujourd'hui dans les logiciels ACV grand public.

3.2.2 Développer une méthodologie pour prioriser l'effort de régionalisation en ACV

Ce second objectif spécifique constitue le développement méthodologique central pour répondre à l'objectif général. Une méthodologie alternative au logigramme présenté en section 3.2.1.4 est proposée afin de focaliser l'effort sur les plus importants contributeurs à l'incertitude en se basant sur des analyses de sensibilité globale. Les outils nécessaires pour son implémentation sont également détaillés.

La réponse à cet objectif spécifique est intégrée dans l'article scientifique « Prioritizing regionalization efforts in life cycle assessment through global sensitivity analysis: A sector meta-analysis based on ecoinvent v3» faisant l'objet de Chapitre 5. Cet article couvre également une partie de l'objectif spécifique 3. Les sections suivantes détaillent les principaux choix méthodologiques qui couvrent l'un des deux objectifs de l'article et qui répondent à l'objectif spécifique 2 : « Proposer une méthodologie par étapes pour les praticiens ACV afin de prioriser leur collecte de données pour la régionalisation en se basant sur des outils opérationnels d'analyse de sensibilité globale ».

3.2.2.1 Méthodologie itérative par étapes adaptée à la structure de l'ACV et basée sur des analyses de sensibilité globale

L'objectif de cette méthodologie est d'identifier les principaux contributeurs à l'incertitude spatiale afin de prioriser l'effort de régionalisation. Cette méthodologie se présente comme une alternative aux pratiques courantes de priorisation de l'effort de régionalisation basée sur des analyses de contribution aux impacts. Les principaux contributeurs à l'incertitude sont identifiés par des analyses de sensibilité globale. Au lieu d'appliquer directement une analyse de sensibilité sur l'ensemble du modèle ACV, ce qui est très couteux en temps, le problème est décomposé en étapes simples afin de réduire au fur et à mesure le nombre de variables à prendre en compte dans les analyses de sensibilité. Ainsi cette méthodologie est adaptée à la structure de la méthodologie ACV. La méthodologie s'adresse aux praticiens ACV et aux développeurs de base de données ACV et permet de :

1. Identifier si l'incertitude des scénarios de l'étude ACV doit être réduite ou non en fonction des objectifs de l'étude et du décideur,

2. Identifier les catégories d'impacts les plus sensibles sur lesquelles prioriser l'effort de de collecte de donnée d'inventaire,
3. Identifier la phase de la méthodologie ACV (ICV ou EICV) la plus sensible pour arbitrer entre régionalisation de l'inventaire ou spatialisation de l'inventaire pour les catégories d'impacts les plus sensibles,
4. Identifier les variables d'entrée du modèle ACV les plus sensibles qui doivent donc être régionalisées ou spatialisées en priorité et qui nécessitent une collecte de donnée d'inventaire additionnelle.

Les développements proposés se concentrent plus particulièrement sur les étapes 2 et 3.

3.2.2.2 Sélection des indicateurs pertinents à utiliser pour réaliser les analyses de sensibilité globale

Les étapes 2, 3 et 4 requièrent une analyse de sensibilité globale. Comme décrit dans la revue de littérature, plusieurs méthodes existent pour réaliser des analyses de sensibilité globale. Cependant le modèle de calcul d'ACV a des caractéristiques à prendre en compte lors de la sélection des méthodes pour réaliser les analyses de sensibilité globale. Nous avons donc identifié les principales caractéristiques du modèle de calcul ACV et avons sélectionné des indicateurs adaptés et pertinents pour réaliser des analyses de sensibilité globale. Ces indicateurs et leur interprétation sont ensuite présentés au lecteur afin de faciliter leur usage.

Tout d'abord, les variables du modèle ACV peuvent être fortement variés, ce qui excluent l'utilisation des méthodes analytiques. Ensuite, le modèle d'ACV est non linéaire et contient même un degré d'interaction potentiellement élevé entre les variables. Ainsi les méthodes basées sur des régressions sont à éviter, même les indicateurs de corrélation basés sur le rang (comme le coefficient de corrélation de Spearman parfois utilisé en ACV) qui sont adaptés à des modèles non linéaires s'avèrent peu fiables lorsque le degré d'interaction entre variables est élevé. De ce fait, nous avons sélectionné des indicateurs basés sur des méthodes de décomposition de la variance qui semblent les plus adaptées au modèle d'ACV. Les indicateurs sélectionnés sont les indices de sensibilité de Sobol.

3.2.2.3 Cadre théorique et pratique pour l'estimation des indicateurs en cohérence avec la structure du modèle d'ACV

L'estimation de ces indicateurs aux différentes étapes de la méthodologie de priorisation a nécessité le développement d'un cadre théorique et pratique. Tout d'abord, nous avons explicité le modèle mathématique auquel s'applique chaque analyse de sensibilité globale à chaque étape. Compte tenu des caractéristiques de chaque modèle (linéarité ou non, corrélation ou non), nous avons proposé une estimation adaptée des indices de sensibilité. Nous avons également décrit l'algorithme de calcul nécessaire afin de faciliter sa compréhension pour le lecteur.

3.2.3 Appliquer les cadres développés pour prioriser de l'effort de régionalisation à des cas d'études en ACV attributionnelle

Ce troisième objectif spécifique sert à démontrer l'applicabilité des méthodologies proposées pour répondre aux objectifs 1 et 2, et l'interprétation qui peut être faite des résultats. Il permet également de mettre en lumière les limites actuelles pour une intégration dans les pratiques courantes de la méthodologie proposée pour répondre à l'objectif 2. Cet objectif spécifique se concentre sur des cas d'application en ACV attributionnelle (approche ACV la plus couramment utilisée).

La réponse à cet objectif spécifique est intégrée dans deux articles scientifiques. La première partie de la réponse propose un cadre d'application de la méthodologie décrite en section 3.2.2.1 pour faire une méta-analyse des besoins en matière de régionalisation pour tous les systèmes de produits d'une base de données ACV avec un découpage sectoriel. La seconde partie est un cas d'application pour la spatialisation d'une base de données ACV d'une organisation du secteur agroalimentaire basé sur une approche adaptée du logigramme décrit en section 3.2.1.4.

3.2.3.1 Application pour la méta-analyse d'une base de données ACV par secteur

La méthodologie proposée en section 3.2.2.1 s'applique à un système de produit et à une étude ACV spécifique. Pour évaluer un autre système de produit, la méthodologie proposée en section 3.2.2.1 doit de nouveau être appliquée depuis le début. L'idée de la méta-analyse est de pouvoir fournir des recommandations sur les besoins en matière de régionalisation pour tous les systèmes de produits appartenant au même secteur au sein d'une base de données ACV. Ainsi, le praticien ACV n'aurait pas besoin de réévaluer lui-même chaque système de produit mais pourrait réutiliser les recommandations précalculées pour le secteur.

Cette partie de la réponse à l'objectif spécifique 3 est intégrée dans l'article scientifique « Prioritizing regionalization efforts in life cycle assessment through global sensitivity analysis: A sector meta-analysis based on ecoinvent v3» faisant l'objet de Chapitre 5. Les sections suivantes détaillent les principaux choix méthodologiques couvrant l'un des deux objectifs de l'article et qui répondent à l'objectif spécifique 3 : « Déduire des recommandations sectorielles sur les catégories d'impacts et les phases de la méthodologie ACV (ICV ou EICV) devant être régionalisées en priorité ».

3.2.3.1.1 Cadre théorique pour généraliser à la méta-analyse de tous les systèmes de produits d'un secteur

Un cadre théorique est proposé pour identifier les catégories d'impacts et les phases de la méthodologie ACV où la collecte additionnelle des données doit être priorisée pour tous les systèmes de produits d'un secteur au sein d'une base de données. Ce cadre théorique permet de détecter s'il existe une tendance statistiquement significative pour la priorisation de la régionalisation pour le secteur, puis de relever quelle est cette tendance. Il se base sur l'utilisation de tests statistiques sélectionnés pour leur adéquation avec l'hypothèse à tester sur l'ordonnancement des indices de sensibilité.

3.2.3.1.2 Implémentation dans un logiciel ACV avec ecoinvent v3 et IMPACT World+

La méthodologie de priorisation décrite en section 3.2.2.1 ainsi que le cadre pour la méta-analyse décrit en section 3.2.3.1.1 sont intégrés dans le logiciel ACV *Brightway 2*. Ce logiciel est choisi en raison de sa flexibilité pour l'intégration de nouvelles fonctionnalités. Ces intégrations sont opérationnalisées pour la base de données d'inventaire ACV *ecoinvent v3* qui est une base de données très couramment utilisée en ACV.

La méthodologie d'impact régionalisée IMPACT World+ a également été intégrée à *Brightway 2*. Pour ce faire, des développements spécifiques ont été nécessaires pour opérationnaliser IMPACT World+ et l'intégrer dans ce logiciel ACV. Ces développements ne sont pas détaillés dans l'article et font partie des autres contributions de la thèse décrites au Chapitre 8:

- Calcul des FC agrégés pour toutes les catégories d'impacts spatialement différenciées (acidification aquatique, acidification terrestre, eutrophisation aquatique, occupation des terres, transformation des terres, impact de la disponibilité de l'eau sur la santé humaine),

- Sélection d'une loi de distribution pouvant représenter la variabilité spatiale des FC agrégés. La loi de distribution Béta à quatre paramètres a été sélectionnée,
- Estimation des paramètres de la loi de distribution pour chaque FC agrégé,
- Intégration de la loi de distribution Béta à quatre paramètres dans *Brightway 2*,
- Intégration de la méthodologie IMPACT World+ dans *Brightway 2* incluant l'incertitude des FC agrégés au niveau mondial pour les catégories d'impact spatialement différenciées.

3.2.3.1.3 Application pour la méta-analyse de 2 secteurs (biocarburant et transport routier)

La méthodologie de priorisation décrite en section 3.2.2.1 ainsi que le cadre pour la méta-analyse décrit en section 3.2.3.1.1 ont été appliqué pour la méta-analyse de deux secteurs définis dans ecoinvent v3. Ces deux secteurs, production de biocarburant et transport routier des passagers, ont été choisis car ce sont des secteurs également représentées dans notre cas d'application en ACV conséquentielle.

3.2.3.2 Application pour la spatialisation d'une base de données ACV d'une organisation du secteur agroalimentaire

Cette partie de la réponse à l'objectif spécifique 2 est intégrée dans l'article scientifique « Spatialization of a tailored life cycle assessment database in the agri-food sector » faisant l'objet du Chapitre 6. L'objectif de cet article est : « Proposer une approche opérationnelle et conçue spécialement pour prioriser les efforts de spatialisation d'une base de données d'inventaire afin de mieux refléter les chaines d'approvisionnement d'une organisation spécifique ». Pour ce cas d'application, l'organisation est une organisation du secteur agroalimentaire (Nestlé) cherchant à spatialiser sa propre base de données ACV. Ces travaux sont réalisés en partenariat avec Nestlé.

3.2.3.2.1 Approche pour la spatialisation d'une base de données ACV conçue spécialement pour une organisation agroalimentaire

Une approche par étapes conçue spécialement pour la spatialisation d'une base de données ACV de Nestlé doit intégrer les contraintes et données disponibles dans cette organisation. Pour être opérationnelle à court-terme, elle se base sur des analyses de contribution aux impacts et s'inspire du logigramme décrit en section 3.2.1.4. Cette approche contient 4 phases : (1) choix des catégories d'impacts à spatialiser, (2) priorisation de la spatialisation, (3) collecte des données pour la

spatialisation, (4) implémentation dans la base de données ACV. L'approche permet ultimement de calculer des FC spatialisés et spécifiques à chaque ingrédient de la base de données ACV en fonction de la distribution géographique de leur provenance.

3.2.3.2.2 Implémentation de l'approche sur leur base de données ACV

Cette approche est appliquée pour les catégories d'impacts sur l'utilisation de l'eau et l'utilisation des terres. Elle est implémentée dans la base de données ACV de Nestlé qui est utilisée dans leur outil d'éco-conception interne.

3.2.3.2.3 Évaluation de la pertinence de l'approche via notamment l'application sur un cas d'étude comparative

Pour évaluer la pertinence de l'approche, plusieurs analyses sont proposées : (i) évaluer le temps d'implémentation de l'approche, (ii) tester l'influence de l'introduction de la spatialisation en comparant les résultats d'impacts avec et sans spatialisation pour chaque ingrédient de la base de données, (iii) tester l'influence de l'introduction de la spatialisation sur les conclusions d'une étude comparative en comparant les résultats d'impacts déterministes et leur incertitude associée.

3.2.4 Appliquer la méthodologie de priorisation de l'effort de régionalisation à un cas d'étude en ACV conséquentielle

Cet objectif spécifique sert à démontrer l'applicabilité de la méthodologie proposée en section 3.2.2.1 sur un cas d'application en ACV conséquentielle (ACV-C) pour évaluer les conséquences environnementales d'une politique publique pour le transport en France. Il permet également de mieux investiguer l'incertitude en ACV-C et les besoins en matière de régionalisation en ACV-C.

La réponse à cet objectif spécifique est intégrée dans l'article scientifique : « Prioritizing regionalization in consequential life cycle assessment: Application to alternative transportation scenarios using partial equilibrium economic modeling » faisant l'objet du Chapitre 7. Les sections suivantes détaillent les principaux choix méthodologiques de cet article ayant pour objectif : « évaluer l'incertitude spatiale en ACV-C et prioriser la collecte de données et la modélisation additionnelles pour la régionalisation afin de réduire cette incertitude dans un cas d'étude utilisant un modèle économique d'équilibre partiel ». Ces travaux ont été réalisés en partenariat avec IFP Énergies nouvelles et se basent sur l'utilisation d'un modèle économique d'équilibre partiel de type

TIMES (TIMES-MIRET) représentant les secteurs du transport et de l'énergie en France qui est développé par IFP Énergies nouvelles.

3.2.4.1 Définition des scénarios issus du modèle économique TIMES-MIRET pour évaluer une politique publique pour le transport en France

Le cas d'étude vise à évaluer les impacts environnementaux potentiels dus aux conséquences de la décision d'implémenter une loi sur la transition énergétique dans le secteur des transports en France à horizon 2030. Afin d'isoler les processus affectés par la décision, des scénarios sans la décision et avec la décision ont été définis. La définition d'un scénario consiste à décrire à chaque pas de temps dans le modèle l'ensemble des technologies disponibles, des contraintes notamment règlementaires (contrainte de 15% d'énergies renouvelables dans les transports par exemple) et d'autres variables comme les scénarios de demande finale ou les scénarios de prix des énergies. Ces scénarios doivent ensuite être testés par s'assurer de la cohérence des résultats obtenus, et ajuster les scenarios au besoin. Ces scenarios ont ensuite été modélisés dans le modèle économique utilisé puis ont été testés et ajustés.

3.2.4.2 Construction du modèle ACV-C dans un logiciel ACV avec ecoinvent v3 et IMPACT World+

Les résultats du modèle économique pour chaque scénario ont été calculés (niveau d'activité de chaque technologie décrite dans le modèle). La différence des résultats entre les deux scenarios à chaque pas de temps du modèle a permis d'identifier les processus affectés par la décision et constituent l'inventaire d'avant-plan. L'inventaire d'arrière-plan est principalement issu d'un mapping avec des processus d'*ecoinvent v3* qui ont été adaptés pour le cas d'étude. Certains processus présents dans les systèmes de produits d'arrière-plan sont déjà modélisés dans le modèle TIMES-MIRET pouvant occasionner un double comptage des impacts. Par exemple, l'énergie (électricité, chaleur, carburant) nécessaire au fonctionnement des unités de production de biocarburants est déjà modélisée dans TIMES-MIRET et doit donc être retirée du processus d'arrière-plan représentant la production de biocarburant. Ces processus ont notamment été modifiés pour éviter le double comptage, prendre en compte la part de biocarburant consommé dans les véhicules et intégrer le progrès technologique des véhicules. Les impacts sont caractérisés avec IMPACT World+. Le tout a été modélisé dans le logiciel ACV *Brightway 2*.

3.2.4.3 Application de la méthodologie de priorisation de l'effort de régionalisation au cas d'étude

La méthodologie de priorisation de l'effort de régionalisation proposée en section 3.2.2.1 est appliquée au cas d'étude. Cela permet donc de : (i) identifier si la régionalisation est nécessaire au regard des objectifs de l'étude en se basant sur une analyse de l'incertitude, (ii) identifier les catégories d'impacts qui doivent être régionalisées en priorité, (iii) identifier lequel parmi la phase d'EICV, l'inventaire d'avant-plan ou l'inventaire d'arrière-plan est le plus contributeur à l'incertitude spatiale. Finalement une stratégie pour prioriser l'effort de régionalisation pour ce cas d'étude ACV-C est proposée.

CHAPITRE 4 ARTICLE 1: CRITICAL REVIEW AND PRACTICAL RECOMMENDATIONS TO INTEGRATE THE SPATIAL DIMENSION INTO LIFE CYCLE ASSESSMENT

4.1 Présentation de l'article

Cet article propose une analyse critique des approches existantes pour intégrer la dimension spatiale en ACV. Les travaux ayant permis l'écriture de cet article ont été réalisés dans le cadre de l'étude « Prise en compte de la dimension géographique en ACV : intérêts et mise en œuvre » pour SCORELCA en 2014 et 2015. Le rapport de cette étude est disponible en ligne (Patouillard, Bulle, Querleu, Maxime, & Patreau, 2015).

Les auteurs de cet article sont : Laure Patouillard, Cécile Bulle, Cécile Querleu, Dominique Maxime, Philippe Osset et Manuele Margni. Il a été publié en janvier 2018 dans *Journal of Cleaner Production.* Le matériel supplémentaire publié avec l'article est disponible en Annexe B.

4.2 Manuscrit

4.2.1 Introduction

Life cycle assessment (LCA) methodology was first developed without considering any spatial aspects because spatial differentiation was historically related to site-specific risk assessment while LCA was designed for global pollution prevention (José Potting & Hauschild, 2006). But misleading conclusions that may be drawn from a site-generic LCA and the importance of taking spatial differentiation into account in life cycle impact assessment (LCIA) was demonstrated (Ross & Evans, 2002). First, activities along the product life cycle and related elementary flows (EF) that constitute the life cycle inventory (LCI) may be geographically scattered owing to the globalization of supply chains. Also, an EF (emission or extraction) in a given area may have a different impact depending on its location. The environmental consequences of the EF may be local, regional, continental or global depending on the type and characteristics of the EF and receiving environment (José Potting & Hauschild, 2006).

Addressing the geographic aspects in LCA appears to be a promising avenue to increase the representativeness and reliability of the results (C. L. Mutel & Hellweg, 2009). Ultimately, it could

improve the discrimination power for comparative LCA (H. A. Udo de Haes et al., 1999). Regionalization provides a representative description of processes and phenomena that are spatially variable. Variability involves current variations in the real world and is distinguished from uncertainty, which refers to a lack of knowledge on reality (M. A. J. Huijbregts, 1998). Providing more representative descriptions of spatially variable processes and phenomena should reduce the uncertainty associated with the shortage of information on their spatial location. In addition, more and more regionalized LCI databases (Colomb et al., 2015; Durlinger, Tyszler, Scholten, Broekema, & Blonk, 2014; Lansche et al., 2013; Vionnet, Lessard, Offutt, Levova, & Humbert, 2012; Weidema B P et al., 2012) and regionalized LCIA methods are being developed (Bulle et al., 2018; Verones et al., 2016), offering opportunities for LCA practitioners to improve the quality of their studies. However, enhancing geographic representativeness may require an increased workload for the LCA practitioner, specifically in terms of data collection and modeling (Baitz et al., 2012). One of the challenges of integrating regionalization is therefore to find a level of geographic representativeness that is adapted to the study objectives (Patouillard, Bulle, & Margni, 2016).

It is possible to consider geographic aspects at every phase in LCA methodology (Aissani, 2008; International Organization for Standardization (ISO), 2006a, 2006b):

- The goal and scope (G&S) when defining the object of the study and its spatial requirements
- When regionalizing the inventory, the LCI ensures the better geographic representativeness of the studied systems (inventory regionalization). In addition, attributing a spatial location to the EFs (inventory spatialization) makes it possible to use regionalized characterization factors (CF).
- The LCIA when assessing the spatial variability of impact scores as a function of the characteristics of the receiving environment (impact regionalization)
- The interpretation when identifying the potential transfer of impacts from one geographic location to another

To our knowledge, there is no comprehensive literature review, i.e. peer reviewed article with an exhaustive overview of existing literature, on how to integrate geographic aspects at every stage of LCA or provide guidance on how to regionalize inventory data or handle different resolution scales between the inventory and impact assessment. Furthermore, there is no framework or consistent

terminology in relation to spatial aspects in LCA. In this context, the SCORELCA association, which includes leading stakeholders in life cycle thinking (EDF, ENGIE, Renault, Total, Veolia) and the French environmental protection agency (ADEME), and the authors initiated a research study to investigate the interest and relevance of considering and implementing geographic aspects in LCA. This study intends to assist the LCA community to consistently integrate the spatial dimension and create a common language. It further aims to guide LCA practitioners gathering relevant spatial information to increase the robustness of the results through a streamlined process.

Therefore, the main aim of this study is to build a framework to structure and provide recommendations on the use of the different existing approaches to integrating the spatial dimension in LCA. The three objectives of this study are to (a) synthesize and classify current recommendations and approaches to integrate the spatial dimension in LCA, (b) analyze each identified approach based on their level of relevance, development and operationalization and (c) formulate recommendations on how to integrate the spatial dimension in LCA. To achieve those goals, this article is structured in three sections: (a) literature review of existing approaches to integrating the spatial dimension in LCA, (b) critical analysis of the selected approaches, and (c) practical recommendations for the implementation of the approaches by LCA practitioners. The article builds on the report of the SCORELCA study by Patouillard et al. (2015). This work benefitted from the active participation of SCORELCA member experts on the steering committee.

4.2.2 Methods

4.2.2.1 Literature review

4.2.2.1.1 Terminology related to the spatial dimension in LCA

In the literature, numerous terms related to the spatial dimension in LCA are inconsistently used and often not clearly defined. Therefore, we propose the following terminology and definitions based on the literature review.

- Economic flow: An exchange with the technosphere, i.e. an intermediate exchange of goods or services
- Elementary flow (EF): An exchange with the ecosphere (to/from the environment)
- Process: A unit process that describes an activity (ecoinvent). It lists the exchanges with the technosphere (economic flow) and ecosphere (EF) involved to carry out the activity.

- Geographic vs. spatial: Both adjectives are used as synonyms in this article.
- Region: Geographic area delimited by boundaries with homogeneous parameters. For instance, a region may be political (country), economic (market), topologic (e.g. watershed) or based on a homogeneous set of natural conditions (e.g. climate zone).
- Spatial coverage: Area of the geographic validity of an inventory dataset or impact assessment method. For example, the ReCiPe impact assessment methodology is representative of Europe (Goedkoop et al., 2013) and TRACI is geographically representative of the United States (Bare et al., 2003).
- Regionalization: Term used to describe the representativeness of the processes and phenomena of a given region.
- Spatialization: Act of assigning a location to something, e.g. a flow.
- Inventory regionalization: Improvement of the geographic representativeness of inventory data (type and quantity of economic flows and EFs) to be more representative of specific geographic areas in the product life cycle.
- Inventory spatialization: Attribution of a geographic location to an EF, which is inherited from the process it stems from. This geographic location is necessary when using regionalized CFs. Different types of geographic information may be used (specific geographical coordinates, administrative region, archetypes, etc.) and eventually match the native spatial resolution of the impact method.
- Impact regionalization: Used to calculate regionalized CFs to assess spatialized EFs representative of specific geographic areas. LCIA method developers determine the optimal spatial scale, called the native resolution, for a given impact category by considering the spatial variability of the LCIA model parameters and most influential mechanisms. The native resolution may be defined using geographic differentiation or archetypes.
- Archetype: Used to regionalize LCIA methods by accounting for the most influential parameters and impact mechanisms without the need for a specific geographic location but only its characteristics, which are the archetypes.
- Regional impact calculation: Impact calculation that makes it possible to match spatialized EFs and regionalized CFs.

- Receiving environment: The place where environmental interventions occur. The receiving environment of emissions (the origin of emissions) may be distinguished from the receiving environment of depositions (where the impacts of the emissions occur).

4.2.2.1.2 Recommendations on geographic representativeness requirements in LCA

Recommendations on geographic representativeness requirements in LCA were from publications and reports by international bodies, focus groups and organizations willing to bring consensus and provide guidance to the LCA community. They are used as a starting point to further elaborate our recommendations on how to address geographic aspects in LCA. For each reference reviewed, recommendations related to the integration of the geographic dimension in LCA were extracted and reformulated as a simple statement (see details in Supplementary Information).

4.2.2.1.3 Approaches addressing spatial dimension in LCA

The literature selection is based on queries in the following databases and search engines: Google, Google Scholar, Science Direct and Web of Science. The query was formulated with the following key words: (life cycle analysis OR life cycle assessment OR LCA) AND (region* OR spatial* OR geograph*). Only bibliographic references describing approaches that specifically deal with the geographic dimension in LCA were selected. They were categorized into five groups: (1) LCA case study, (2) methodological development, (3) LCIA method, (4) LCA database (DB) and (5) LCA software.

4.2.2.2 Critical analysis of the selected approaches

Every approach identified in the literature review was classified according to the main question it aims to address in term of regionalization in LCA. These questions were then used to frame the critical analysis. The theoretical and practical strengths and limitations of each approach were analyzed against three criteria: (1) relevance of the approach: Is the approach relevant in respect to the approach question?; (2) level of development: Is the approach sufficiently mature and robust to respond to the question?; (3) level of operationalization: Is the approach easily applicable with existing tools? A qualitative evaluation of the three criteria was performed using a 5-level rating system + (satisfactory) and - (poor) that indicates the adequacy between the approach's characteristics and its question. The significance of each level rating for each criterion is explicitly available in the Supplementary Information. If the approach fully addresses the question for the

criteria, the note will be maximal. The rating allows comparing for a criterion different approaches dealing with the same question. We recognize that this qualitative assessment implies a certain degree of subjectivity associated to the judgement of the researchers performing the analysis. To minimize subjectivity, we transparently exposed our reasoning and judgment on how we assessed each approach against each criterion against within the core text of the section 4.2.3.2.

4.2.2.3 Practical recommendations

Practical recommendations on how to address spatial dimension in LCA were derived from the critical analysis of the approaches. The recommendations are intended for the different stakeholders in the LCA community: LCA practitioners, LCI database developers, LCIA method developers, LCA software developers and LCA researchers. Short-term recommendations refer to what can be already done with state-of-the-art approaches and current tools. Long-term recommendations are meant to suggest improvements for future developments. A decision-support diagram was set out to guide LCA practitioners in the implementation of the short-term recommendations.

These recommendations aim to respond to questions related to practical challenges and methodological issues that arise when seeking to integrate geographic aspects in LCA: How can inventory data be regionalized? What should the level of detail be? How can EFs be spatialized? What should the level of detail be? How can LCIA methods be regionalized? How should regionalization and spatialization efforts be prioritized? How should different resolution scales between the inventory and impact assessment be handled? How should the results be interpreted? What tools are available to handle spatial dimension in LCA?

4.2.3 Results and discussion

4.2.3.1 Literature review

In total, 75 references were consulted as part of the literature review, leading to 33 recommendations on geographic representativeness requirements in LCA and 37 approaches addressing the spatial dimension in LCA. The 15 references used to identify the recommendations have been written between 2006 and 2014, and are standards or directives or reports that claim to provide recommendations in LCA. The 60 references used to identify the approaches have been written between 1996 and 2017 but 50% of them date from 2012 to 2015. It includes Ph.D. thesis,

reports, conference proceedings, but most of them are scientific articles, dealing with LCA case study, LCA database, LCA software, LCIA method, and methodological development. The complete list of reviewed literature, as well as the description of identified recommendations, are available in Supplementary Information.

4.2.3.2 Critical analysis of the selected approaches

Selected approaches are synthesized and analyzed in Table 4.1 and Table 4.2 based on their main question. The detailed correspondence between each selected approach and their bibliographic references can be found in Supplementary Information. The following sections provide more details on the critical analysis.

Table 4.1– Critical analysis of identified approaches from the literature for questions related to G&S and inventory regionalization

Questions	Approach definition	Relevance	Level of development	Level of operationalization
G&S				
Does the scope of the study refer to a territory?	Territorial LCA approach	+++	++	+
How are the spatial requirements of the LCA study defined?	Description of the spatial coverage in the goal of the study or functional unit Definition of spatially differentiated scenarios if relevant Description of spatial needs for LCI data quality and LCIA method	+++	++	++
Is the implementation of an inventory regionalization or spatialization process necessary?	No identified approach			
How should inventory regionalization and spatialization efforts be prioritized?	No identified approach			
Inventory regionalization				
	Approaches for inventory regionalization			
How should the inventory be regionalized?	Adaptation of numerical data to better fit the spatial coverage	++	+++	++
	Process recontextualization	++	+++	++
	Approaches to evaluate data quality			
How should the geographic representativeness of the data be analyzed?	Pedigree matrix to assess the quality of the geographic representativeness of LCI data	++	+++	+++
	Quantification of the spatial variability of data at different spatial scales using representative datasets	+++	--	--
	Approaches to guide inventory regionalization efforts			
How should efforts be prioritized?	Expert judgement to identify parameters with geographical variability	+(++)	+++	++
	Impact contribution analysis	+(++)	+++	++(+)
	Effort on land use inventory	+(++)	+	(+)
	Uncertainty contribution analysis	+++	-	-
	Approaches to identify the required level of regionalization			
What should the level of detail be?	Regionalization at the country level for energy infrastructures	+	++	++
	Regionalization level depending on the geographical variability of each market and its influence on spatial uncertainty results	+++	+	++
	SAME approach: definition of regions where impacts are homogeneous to define the inventory resolution	--	-	-

Table 4.2– Critical analysis of identified approaches from the literature for questions related to inventory spatialization, regionalized impact calculation, impact regionalization, interpretation

Questions	Approach definition	Relevance	Level of development	Level of operationalization
Inventory spatialization				
How can spatialization be carried out?	Use the geographical information from the inventory regionalization	++	+	+
	Spatialize the EF without inventory regionalization: description of the geographical distribution of the EF within the spatial coverage of its related process	+++	++	+(++)
What type of spatial information should be used?	Archetype description	++	+++	++
	Textual information on the geographical zone of the EF (continent, country, administrative region, etc.)	+(++)	++	++
	Use of geographical information system (GIS) to spatialize the EF	+++	+	+
How should efforts be prioritized?	Impact contribution analysis	+(++)	+++	++(+)
	Uncertainty contribution analysis	+++	-	-
What should the level of detail be?	SAME approach: definition of regions where impacts are homogeneous in order to define the inventory resolution	(++)	- (+)	-(++)
Regionalized impact calculation				
How can regionalized impacts be calculated?	Modification of the matrix calculation when the spatial resolution of inventory and LCIA method are the same	+		+
	Modification of the matrix calculation when the spatial resolution of inventory and LCIA method are different	+(++)	+(++)	+(++)
Impact regionalization				
How can impact assessment methodology be regionalized?	Archetype based LCIA model	++	+++	+++
	Spatially differentiated approach – multi-regional model	+++	+++	+++
	Spatially differentiated approach – region-specific nested model	++	+++	+++
Which impact assessment methodology should be used?	IMPACT World+ and LC-IMPACT – spatial coverage: Global	+++	+	+
	LIME 2 – spatial coverage: Japan	++	+	-
How can uncertainty related to spatial variability be assessed?	Quantification of uncertainty due to the spatial variability for aggregated CF	+++	+	+

Table 4.2– Critical analysis of identified approaches from the literature for questions related to inventory spatialization, regionalized impact calculation, impact regionalization, interpretation (cont'd and end)

	Approach definition	Relevance	Level of development	Level of operationalization
How can a regionalized impact assessment method be implemented?	Differentiation in the EF names	+(++)	++	-(++)
	Geographic information handle with a GIS	+++	++	+
Interpretation				
How should the impacts be visualized?	Results integrated over space (none regionalized results)	++	+++	+++
	Maps showing impacts depending on the EF geographical origin	+++	++	++
	Maps showing resulting impact location	+++	-	--
How should sensitivity analyses be carried out in regionalized LCA?	Perturbation analysis	-	++	+
	Two-step approach: elementary effects method and contribution to variance	+++	+	--

4.2.3.2.1 Integration of the spatial dimension in G&S phase

In most LCA studies, the spatial coverage is described in the G&S when specifying the study objectives and/or functional unit. Alternative scenarios that aim to compare results obtained for other regions may also be defined. Spatial requirements regarding LCI data quality (geographical representativeness) or LCIA methods (need for a regionalized LCIA method?) are seldom mentioned or justified. Yet, such requirements can drastically increase the time spent by LCA practitioners on a study. No approach was found to determine the necessity of implementing an inventory regionalization or spatialization process or prioritize the effort between both.

If the scope of the study is a territory, as is often the case in land planning, a territorial LCA approach should be adopted (Loiseau, Junqua, Roux, & Bellon-Maurel, 2012; Loiseau, Roux, Junqua, Maurel, & Bellon-Maurel, 2013). Laurent (2015) proposes a spatialized systemic approach for territorial LCA to use spatial information to better define the G&S (Laurent, 2015). This approach makes it possible to define the main function within the studied territory, the potential scenarios fulfilling this main function and the preferential zones for locating the envisioned scenarios. In order to also account for the spatial variability of the potential impacts on a territory, Nitschelm et al. (2015) propose an LCA framework for spatialized territorial LCA.

4.2.3.2.2 Inventory regionalization

Inventory regionalization deals with the improved geographic representativeness of inventory data (type and quantity of economic flows and EFs). Taking into account the spatial variability of inventory data is important seeing as a given technology can have different characteristics (such as yields, operation conditions, synergy with other technology, etc.) depending on their location (A Ciroth & Hagelüken, 2002b).

4.2.3.2.2.1 Approaches for inventory regionalization

There are two current and complementary practices for inventory regionalization.

- Process recontextualization: the adaptation of a unit process to be more representative of an expected geographical coverage (Lesage & Samson, 2013). For instance, the electricity production mix used in a process could be adapted to represent a specific region.
- Adaptation of numerical data within a process to better reflect its representativeness of a given geographical coverage (Lesage & Samson, 2013). For instance, the amount of

electricity input in a process could be adapted to better reflect actual consumption for a specific region. Data could be specific to a site, represent the average for a region or a country or be a generic value.

Both practices are relevant to improve the geographic representativeness of a product system but require an additional effort for data collection. This effort depends on the nature of the data that is required (which economic sector? local or average data?), their required quality and their availability. Bellekom et al. (2006) report that the effort may be reduced by more than half if the regionalization approach is set up as soon as the study gets underway. They also mention that the main obstacle for inventory regionalization is the access to data and their confidentiality. Milà i Canals et al. (2011) underline that the greater the effort to improve data, the lower the uncertainty of the collected data. Prioritizing the data collection process is also a way to optimize the regionalization effort (Patouillard et al., 2016).

Several data sources may be used and combined to improve the geographic representativeness of a product system. Specific on-site data collection may provide very relevant and accurate data but may also be very difficult to set (Bellekom et al., 2006). Regionalized information may also be taken from other data sources, including statistical data (European Commission, n.d.; International Energy Agency (IEA), n.d.; United Nations, n.d.; United States Department of Agriculture, n.d.); input/output (IO) tables (Hertel & Hertel, 1997; Lindner, Legaultb, & Guanc, 2013; Yang, 2015); data from legislation (European Parliament, 2009; United States Environmental Protection Agency (EPA), 2010); LCI databases (Colomb et al., 2015; Durlinger et al., 2014; Lansche et al., 2013; Steinberger et al., 2009; Vionnet et al., 2012; Weidema B P et al., 2012); agro related databases (Keeffe, Wochele, & Thrän, 2013; Urban, Haaren, Kanning, Krahl, & Munack, 2012); geo-spatialized data as physicochemical maps (Gasol, Gabarrell, Rigola, González-García, & Rieradevall, 2011; Keeffe et al., 2013); data from models as the LandSHIFT model (Humpenöder et al., 2013; Humpenöder, Schaldach, Shayeghi, & Schebek, 2011) or outputs from energy/economic/environmental models (Dandres et al., 2012; Marvuglia et al., 2013). Data extrapolation from existing LCA studies to represent other geographical regions should be carried out carefully to ensure the representativeness of the extrapolation. The Modular EXtrapolation of Agricultural LCA (MEXALCA) method based on statistical estimators was proposed to extrapolate the LCA results of crops from one country to another (Roches et al., 2010). It considerably reduces the effort for inventory regionalization but is not suitable to estimate LCA results for regionalized

impact indicators. Milà i Canals et al. (2011) propose a hierarchy to create missing data depending on their contribution to LCA result uncertainty and the effort required to create them. Therefore, the use of proxies and data extrapolation to adapt data from other regions, which is a common practice in LCA, should be conducted while evaluating the associated uncertainty.

4.2.3.2.2.2 Approaches to evaluate data quality

The quality of the geographic representativeness of data must be evaluated to estimate the overall uncertainty. The Pedigree matrix (Bo Pedersen Weidema & Wesnæs, 1996) used in ecoinvent is available in most of LCA software. The European Life Cycle Database (ELCD) has developed a rather similar pedigree approach for data uncertainty (Recchioni, Mathieux, Goralczyk, & Schau, 2012). This semi-quantitative approach makes it possible to assess the quality of numerical data within the context of its use based on expert judgment and convert them into standard variation. ecoinvent proposes five qualitative levels for data quality assessment, one of which is geographical representativeness. The pedigree approach is relevant and operational for data quality assessment but must still be improved by developing more sector-dependant uncertainty factors (Muller, 2015). An alternative to this judgment-based approach would be to quantify the spatial variability of data at different spatial scales using representative datasets. Nevertheless, data for this approach are not available and further developments are required.

4.2.3.2.2.3 Approaches to guide inventory regionalization efforts

One of the main challenges in inventory regionalization is identifying the priority data to be regionalized. The following approaches were identified to do it.

- Expert judgment: Ciroth and Hagelüken (2002b) use expert judgment to identify parameters with geographic variability and create a regionalized and parameterized inventory. Although this approach is widely used in LCA, it requires access to one or more experts depending on the complexity of the product systems and may lead the LCA practitioner to focus his/her effort on regionalizing data with little or no influence on the LCA results.
- Impact contribution by process: Bellekom et al. (2006) set a threshold based on impact contribution from selected processes to be regionalized. In this study, the threshold is arbitrarily set depending on the product system. Similarly, a threshold may be set at the inventory level (International Organization for Standardization (ISO), 2006b). This approach based on impact contribution is a current practice and may be operationalized

with any LCA software without any additional workload. However, a process that significantly contributes to the impact score must not necessarily be regionalized if its spatial variability is low. Therefore, this approach would be fully relevant only if it may be combined with a spatial uncertainty contribution analysis (Patouillard et al., 2016). Alternatively, expert judgment may be used here to point out the most potentially uncertain processes among those selected from the impact contribution analysis.

- Uncertainty contribution analysis: As stated by Heijungs (1996) and Milà i Canals et al. (2011), the efforts to improve data quality should focus on the most uncertain data and the data that most influence the results. Global sensitivity analysis approaches such as contribution to variance or the Sobol index can help identify the data that most contribute to spatial uncertainty (C. L. Mutel et al., 2013; Wei et al., 2015). Although these approaches would be the most relevant, they may be time-consuming, since there is no methodology or tool to operationalize it in LCA. These approaches may help prioritize the regionalization effort (Patouillard et al., 2016).

More and more LCA studies (e.g. agricultural or forestry production system) use geographical information system (GIS) to model and regionalize their land use inventory and other EFs closely dependent on soil and climate conditions (Geyer, Lindner, Stoms, Davis, & Wittstock, 2010; Geyer, Stoms, et al., 2010; Humpenöder et al., 2013, 2011; Keeffe et al., 2013; Urban et al., 2012). Land use regionalization is relevant if the land use midpoint impact category significantly contributes to the ecosystem quality endpoint impact scores. Data availability and data treatment, especially using GIS, can limit the implementation of the approach.

4.2.3.2.2.4 Approaches to identify the required level of regionalization

Another challenge in inventory regionalization is figuring out the level of detail that is required. This level depends on the modeled sector and geographic coverage. Steinberger et al. (2009) put forward the big difference between industrialized countries and emerging ones with regard to energy infrastructures. They recommend regionalizing processes that consume energy at the country level, according to the national grid mix. This approach may be easily operationalized with country-differentiated electricity data in LCI databases. Nevertheless, data availability remains an issue for energy markets other than electricity. The regionalization level should be adapted depending on the geographic variability of each market and its influence on spatial uncertainty results.

The Spatial Area of iMpact Equivalency (SAME) approach aims to reduce the effort to enhance the quality of an LCA study by determining the required level of inventory regionalization and spatialization, taking into account the spatial variability of the evaluated impact categories (Nansai, Moriguchi, & Suzuki, 2005). This approach is based on the identification of regions where impact scores are homogeneous in order to define the required inventory resolution. One of the main limits of this approach is that it forces the inventory regionalization level to match the impact regionalization level, even though they are not necessarily the same. Indeed, the former is linked to technosphere variability while the latter is associated with ecosphere variability. Thus, the inventory regionalization level should not be driven by the spatial variability of the impact category.

4.2.3.2.2.5 Inventory regionalization in ecoinvent v3

ecoinvent v3 is an LCI database with global spatial coverage regionalized by country or continent (Weidema B P et al., 2012). A range of economic sectors is represented. For a single technology, countries that are the main producers on the global market are represented as far as possible. Nevertheless, there are still more datasets representing Europe (RER) and Switzerland (CH) than emerging countries since the database was historically developed for Switzerland. A geographic descriptor (point, line or area encoded in KML) is attached to each process to provide information on the geographic zone of validity for the process. Most of the descriptors are predefined (continent, country, state) but new descriptors may be added. There is no possible overlap between descriptors within the same activity to avoid double counting. Indeed, input data within a dataset can come from other geographic zones and be interpolated or extrapolated for a considered area. Therefore, ecoinvent v3 uses the pedigree matrix approach (Muller et al., 2014) to assess the quality of the numerical data (flow quantity) for each economic flow and EF with regard to their geographical representativeness.

4.2.3.2.3 Inventory spatialization

Inventory spatialization attributes geographic information to an EF for characterization with a regionalized CF. The inventory may be spatialized at the process level (EFs inherit from process locations) or at the EF level (each EF may be spatialized independently from the process location). LCA software are used to handle the geographic information inheritance between process and EF.

Inventory spatialization helps to identify the contribution of geographic zones to impact scores that may be displayed on maps (C. L. Mutel, Pfister, & Hellweg, 2012).

4.2.3.2.3.1 Different types of spatial information

Different types of geographical information can be added to spatialize an EF depending on the LCA software used and the LCIA method used.

- Textual information on the geographical zone of the EF (continent, country, administrative region, etc.) may be added to the EF name or written in the process or EF description. This is how water EFs were spatialized in ecoinvent v3 (Pfister, Vionnet, Levova, & Humbert, 2016). Although the approach is widely used, its relevance is limited to the spatial resolution used by the selected LCIA methods.
- Archetype description associated with the EF is a current practice for some impact categories such as toxicity with archetypes based on population density (S Humbert, 2009). The information on archetypes may be added to the EF name or use the compartment and sub-compartment names of the EF. Archetypes are defined by LCIA methods and differ from one impact category to another. Several archetypes may be required for an EF that contributes to more than one impact category, limiting the application of the approach in terms of data collection and implementation.
- Geographic coordinates may be used to localize the EF. The EF location may be described by a GIS using geometric features as a point, line or surface. This spatialization is relevant because the LCA practitioner only needs to specify the geographic location for an EF once and it may then be used for all impact categories. Maps linking archetypes and geographic coordinates may be required. GIS use is expanding in LCA and is increasingly integrated into LCA software, such as Brightway and openLCA (Andreas Ciroth, Winter, & Berlin, 2014; C. Mutel, 2014).

4.2.3.2.3.2 Approaches for inventory spatialization

There are different approaches to spatialize the inventory.

- Use the geographic information from the inventory regionalization: The zone of the geographic validity of the process may be used to spatialize the associated EF (C. L. Mutel & Hellweg, 2009). The level of detail would be the same as the one resulting from the inventory regionalization. This approach is implemented for EF spatialization in ecoinvent

v3 and openLCA (Rodríguez & Greve, 2016; Weidema B P et al., 2012). It was also applied by Bellekom et al. (2006) in an LCA study where EFs were disaggregated at the country level, except for EFs from very low contributing processes. According to the authors, this systematic disaggregation requires 10% to 30% of additional time that is often spent for processes that do not significantly contribute to the impact. These conclusions underline the importance of prioritizing the inventory regionalization and spatialization effort. The main strength of the approach is that it does not require additional data collection if the inventory is already regionalized. However, the resulting level of EF spatialization may not be sufficient to use regionalized CFs at native resolution and additional data collection may be required.

- Spatialize the EF without further inventory regionalization: An EF may be spatialized by finely describing its geographic distribution within the spatial coverage of its related process, using for example sales statistics (Patouillard, Schencker, Dawson, & Margni, n.d.). The approach is relevant for technologies whose characteristics are relatively invariant with respect to geographic location (no need for inventory regionalization) or when the maximum level of inventory regionalization has been reached but whose impact is very sensitive to geographic location. Patouillard et al. (2017) use production regions and their market shares within countries to spatialize the water and land EFs related to the production processes of agricultural products in each main exporter country. The LCA practitioner may carry out additional data collection depending on the level of detail that is required. A GIS may be used to spatialize the inventory in order to deal with geolocated data (Geyer, Stoms, et al., 2010; Nitschelm et al., 2015) and perform regionalized impact calculation (see section above).

4.2.3.2.3.3 Approaches to guide inventory spatialization efforts

As for inventory regionalization, one of the challenges of inventory spatialization is identifying which EFs to spatialize and the level of detail required. EF spatialization requirements depend on the goal and scope of the study. Patouillard et al. propose an approach based on impact contribution analysis per EF to guide the spatialization effort in order to select the priority EFs to be spatialized and suggest basing future prioritization on uncertainty contribution analysis (Patouillard et al., 2016, n.d.). The SAME approach could help determine the required level for inventory

spatialization, defined as the resolution level where the spatial variability of impacts is null (i.e., it will correspond to the native resolution of the LCIA method) (Nansai et al., 2005).

4.2.3.2.3.4 Inventory spatialization in LCI databases

Beloin-Saint-Pierre (2012) propose a methodology to determine the best approach to spatialize flows in an LCI database. They conclude that every EF should be described by a compartment, a sub-compartment, and a region. In addition, they recommend that the region resolution for EF spatialization be defined in order to be able to use native regionalized CFs. However, the region definition varies from one LCIA method to the next and should be harmonized (For which regions should a LCIA method provide a regionalized CF?). Alternatively, the CF corresponding to a specific region could be directly calculated by the LCA software on the native resolution map, as proposed by openLCA. In ecoinvent v3, each EF inherits the location given by the geographic descriptor of the associated process (Weidema B P et al., 2012).

4.2.3.2.4 Integration of regionalization in impact calculation

To calculate an impact score, ISO 14044 requires that the EFs first be aggregated over the entire life cycle before multiplying them by their respective CFs (Heijungs & Suh, 2002; International Organization for Standardization (ISO), 2006a, 2006b), implying that the impact characterization is independent of the EF location and useless for interpretation. Furthermore, information on the geographic origin of the EFs responsible for the impact is lost. Regionalized impact calculation calls for a change in the conventional computational structure of LCA.

To tackle this issue, impact scores must be calculated at each location with the respective regionalized CFs before any aggregation (C. L. Mutel & Hellweg, 2009). To do so, one may include the spatial information within the nomenclature of each EF. Nevertheless, it may drastically increase the number of EFs and the matrix size and computing burden. Furthermore, it implies that the spatial resolution of inventory and LCIA methods are the same, which is rarely the case, especially if some prioritization has been carried out, making the inventory heterogeneous in terms of resolution. Therefore, Mutel et al. (2012) propose a modified matrix calculation based on the weighted surface of the overlap between inventory regions and CF regions using GIS tools that are available in LCA software such as openLCA and Brightway. Nevertheless, the calculation is based on surface weighting, i.e. assuming that an activity leading to EFs has an equal probability to happen anywhere in the overlapping regions as long as there is a piece of land to support it. It is an

arbitrary choice that is not necessarily representative of EF location. For example, the IMPACT World+ regionalized impact assessment methodology recommends that CFs be aggregated based on the emission probability of each EF (Bulle et al., 2018).

4.2.3.2.5 Impact regionalization

4.2.3.2.5.1 Integration of regionalization in LCIA methods

Regionalization in LCIA methods makes it possible to consider the spatial variability of the receiving environment by developing regionalized (or spatially differentiated) CFs (i.e. CFs that are valid for a defined region). Three levels of regionalization in LCIA models are defined: site-generic LCIA model when the receiving environment is considered generic; site-dependent when there is some spatial differentiation in the receiving environment and site-specific when the spatial differentiation of the receiving environment is very detailed (J Potting & Hauschild, 2005). The level of regionalization of a LCIA method is independent of the spatial span of the impact category, which may be local, regional or global. The spatial span of the impact category is the typical distance between the receiving environment of the emission and the receiving environment of the deposition (where the impact takes place), which is defined by the fate of the EF. For instance, freshwater acidification has a regional spatial span but is regionalized with a site-specific approach (Roy et al., 2013).

There are two approaches to define regionalized CFs: the archetype approach and the spatial differentiation approach. The parameters on which the archetype is based are not directly related to their geographic position and are used generically. For example, an archetype based on population density makes it possible to differentiate the impact of fine particle emissions on human health between urban and rural areas (Fantke et al., 2015; S Humbert, 2009). Archetypes may be used by LCA practitioners without knowing the exact location the emission occurred. The archetype approach is relevant when the spatial variability is driven by very few parameters that may be easily guessed by LCA practitioners. If not, spatial differentiated LCIA model would be more relevant.

There are two types of architecture for spatially differentiated LCIA models: multi-regional models and region-specific nested models. Both are considered site-dependent or site-specific. Multi-regional models calculate regionalized CFs at a spatial scale, such as watersheds, sub-watersheds or countries for water use impacts methods (A.-M. Boulay et al., 2015; A. Boulay et al., 2011;

Kounina et al., 2012) or ecoregions for land use impacts on biodiversity (Chaudhary, Verones, de Baan, & Hellweg, 2015a; de Baan, Alkemade, & Koellner, 2013) or arbitrary regions such as a longitude-latitude grid (Roy et al., 2013). The native resolution corresponds to the resulting spatial scale for which CFs are calculated. The input data of LCIA models may have their own spatial resolution that does not necessarily match the final native one (UNEP/SETAC Life Cycle Initiative, 2016; Verones et al., 2016). Then, native CFs may be spatially aggregated into larger regions (e.g. the country level) to assess corresponding spatialized EF (Bourgault, 2013; Bulle et al., 2018). Region-specific nested models are based on a regionalized parameterization of a generic nested model (Kounina et al., 2014). Such models calculate one regionalized CF for every EF, which is valid for the spatial coverage of the model. For instance, this approach was used to create continental versions of the USEtox model (Kounina et al., 2014). The main advantage of a multi-regional model is that it can take into account interactions between cells whereas region-specific several nested models consider the rest of the world as a black box. However, the latter is lighter in terms of modeling.

The native resolution or archetypes are determined by the LCIA method developer depending on expertise, the influence of LCIA model parameters on the CF values, primary data availability and computing capacity. Each impact category has its own characteristics and, therefore, specific native resolution or archetype. Ultimately, the choice of the native resolution influences the LCA results (A.-M. Boulay et al., 2015). Most of the time, LCIA method developers cannot describe all input data at a relevant spatial level because of data availability within the spatial coverage of the method. Therefore, all the input data of a regionalized LCIA model are not regionalized at the same resolution. Sometimes, the resolution level of a spatially differentiated LCIA model could lead to a very large number of CFs that are not necessarily very different. To avoid handling a great deal of unnecessary data, Mutel et al. (2012) propose a statistical approach to determine the relevant native resolution for regionalized CF. This approach is based on the minimization of the spatial autocorrelation between each cell. If the autocorrelation is high, the cells may be merged.

Several regionalized LCIA methods have been developed but few LCIA methodologies are regionalized in a consistent way and provide CFs at a high resolution. The IMPACT World+ LCIA methodology was developed to address the need for regionalization in impact assessment (Bulle et al., 2018). It has global coverage and provides CFs at native resolutions, as well as aggregated CFs at country level, continent level and global level for spatially differentiated impact categories with their uncertainty related to spatial variability. IMPACT World+ is very relevant to consistently

assess globally spread product systems. However, its integration into LCA software is a work in progress. LC-IMPACT is another regionalized LCIA methodology (Verones et al., 2016) that also has a global coverage and provides aggregated CFs at the country and global levels. However, this methodology does not provide the uncertainty related to the spatial variability of aggregated CFs, making it impossible to perform an uncertainty contribution analysis to prioritize the inventory spatialization effort for instance. LIME 2 is a regionalized LCIA methodology developed for Japan (Itsubo & Inaba, 2012). CFs are regionalized at a fine native resolution and then aggregated CFs are calculated for Japan. Unlike IMPACT World + and LC-IMPACT, the coverage of LIME 2 is national and Japanese CFs are applied to EFs emitted outside Japan, limiting its relevance for activities occurring abroad.

4.2.3.2.5.2 Evaluation of the uncertainty of regionalized CF

Two sources of uncertainty may be distinguished for regionalized CFs: the basic uncertainty inherited from the LCIA model uncertainty at the native resolution and the uncertainty due to the spatial variability for aggregated CFs. The more a CF is aggregated, the higher its uncertainty due to the spatial variability (Bourgault, 2013). Thus, the LCA practitioner who seeks to minimize results uncertainty should prefer CFs at high spatial resolution (ideally at native resolution) instead of aggregated CFs. However, this implies better spatialization of the EFs. The IMPACT World+ methodology provides the uncertainty due to the spatial variability for every aggregated CF (Bulle et al., 2018) .

4.2.3.2.5.3 Integration of regionalized LCIA methods in LCA software

There are two main ways to integrate regionalized LCIA methods into LCA software: either by differentiating the EF names or using GIS. In the first approach, many EF names are created in software substances database to represent region and/or archetype that exist in each regionalized impact category for that EF. This implementation can drastically increase the number of required EFs. In addition, additional effort by the LCA practitioner or the LCI database developer is required to manually spatialize the EF. However, this approach makes it possible to use regionalized LCIA methods without the need for regionalized impact calculation. Regionalized LCIA methods were integrated this way in SimaPro and GaBi software and in the ecoinvent LCI database (Pfister et al., 2016). The other way to implement regionalized LCIA method is to use GIS functionalities available in openLCA or Brightway LCA software. Maps containing regionalized CF values may

be uploaded, creating spatialized parameters that may be used to parameterize LCIA methods (Rodríguez, Ciroth, & Srocka, 2014; Rodríguez & Greve, 2016). The mapping between EFs and regionalized CFs is automatically done with the regionalized impact calculation using GIS.

4.2.3.2.6 Integration of the spatial dimension during the interpretation phase

4.2.3.2.6.1 Approaches to visualize regionalized impact results

Regionalized CFs have a spatial validity related to the location where environmental interventions occur and represent impacts integrated over space (and time). Consequently, it is impossible to differentiate the geographic zones impacted by the EF, which may be outside the spatial validity area of the regionalized CF. This approach is relevant when the goal is to reduce the impact, regardless of the affected target. Thus, different populations across the globe are considered fairly. openLCA provides maps showing impacts depending on the geographical origin of EF but not the regions affected by the impacts (Rodríguez & Greve, 2016). Liu et al. propose an approach to visualize resulting impact location that is tracked by map overlaps of EF fate, exposure, and effect (Liu, Hung, Yeh, & Kuo, 2014). This approach improves the interpretation phase but is data intensive and difficult to handle with existing tools, jeopardizing its operationalization. In addition, GIS skills are required for implementation.

4.2.3.2.6.2 Approaches to conduct sensitivity analyses in regionalized LCA

Sensitivity analyses in LCA are often performed with the perturbation analysis, where each parameter varies one at the time (Bjorklund, 2002; Heijungs, 1996), or using model parameter variances to compute sensitivity factors (Heijungs, 2010). However, these approaches seem to be inappropriate for regionalized LCA because of the large numbers of parameters and the modified matrix structure. To perform sensitivity analyses adapted to regionalized LCA, a two-step approach is proposed (C. L. Mutel et al., 2013). The first step is to identify the most likely sensitive parameters using a screening method (the elementary effects method). The second step is to test the contribution to variance in order to estimate the relative importance of selected parameters using Monte Carlo simulation. The preselection of most sensitive parameters significantly reduces computation time afterward. This approach is only available in Brightway. More developments are needed to make it operational in other software and more widespread.

4.2.3.2.7 Application in LCA software

The most popular LCA software, e.g. SimaPro and Gabi, make it possible to add textual geographical information into the process description but the information is not used dynamically in the calculation. EFs are identified by name, compartment, and sub-compartment. Therefore, these types of software can support regionalized LCIA methods that provide EFs adequately defined, i.e. which are actually named with the required geographic information (emission by country, for example). As mentioned in 4.2.3.2.5, the number of EFs can increase drastically when integrating a regionalized LCIA method with these types of software. In addition, integrating CFs at native resolution is almost impossible. If a new region is created by the user, a new EF should be added and the calculation of the corresponding regionalized CF value cannot be performed by the software. Therefore, those types of software without GIS are not appropriate to perform regionalized LCA.

openLCA and Brightway are LCA software that integrate GIS functionalities. Brightway is mainly for research purposes. openLCA is more user-friendly and has been adopted by many LCA practitioners in recent years. From our point of view, it is currently the most appropriate tool for LCA practitioners to deal with spatial dimension in LCA. The integration of spatial dimension in openLCA is summarized in Supplementary Information. Process location is described by a form and a set of geographic coordinates using a Keyhole Markup Language (KML) editor. As in ecoinvent v3, each EF inherits from the location given by the geographic descriptor of the associated activity. This software can support the use of regionalized LCIA method using maps. The regionalized calculation is achieved depending on the intersection between regions defined in the inventory and CF at native resolution weighted by the area intersection. Therefore, aggregated CFs may be calculated by the software for any region defined. Impact results may be analyzed and visualized as a function of the geographic origin of EFs. LCIA methods may be parameterized (Rodríguez et al., 2014): each CF may be parameterized with spatialized parameters depending on the site and EF properties. Regionalized variables are contained in a shapefile. It reduced the amount of data and computing power required. Nevertheless, only simple regionalized LCIA methods relying on basic equations can be fully recalculated by the software using the spatial parameterization feature. In other words, entirely re-encoding a complex regionalized LCIA method, like the acidification impact indicators that need results from the GEOSchem model (Roy et al., 2013), seems quite impossible.

4.2.3.3 Practical recommendations

4.2.3.3.1 List of practical recommendations

Short- and long-term recommendations for each identified question are described in Table 4.3 for questions related to G&S and inventory regionalization, Table 4.4 for questions related to inventory spatialization, Table 4.5 for questions related to regionalized impact calculation, impact regionalization and interpretation. More complete tables are in the Supplementary Information.

Table 4.3 – Recommendations for the short- and long-term integration of spatial dimension into LCA for questions related to G&S and inventory regionalization

Questions	Short-term recommendations	Long-term recommendations
G&S		
Does the scope of the study refer to a territory?	For practitioners: Use a territorial LCA approach	
How can the spatial requirements of the LCA study be defined?	For practitioners: Always specify the spatial coverage in the functional unit. Specify and justify the spatial requirements for LCI data quality and for LCIA methodology selection.	
Is the implementation of an inventory regionalization or spatialization process necessary?	For practitioners: Define the acceptable level of uncertainty, at least qualitatively, by discussing with the study commissioner. Assess the spatial uncertainty of preliminary LCA results, at least qualitatively, based on expert knowledge. Compare the level of uncertainty to the acceptable level of uncertainty to determine whether there is a need for inventory regionalization or spatialization. Special focus on studies supporting decisions that are sensitive for public policies, studies disclosed to the public, addressing international supply chain and consequential LCAs.	For research: Develop systematic and operational guidelines to assess the interest of regionalization in a specific case study.
How can the inventory regionalization and spatialization efforts be prioritized?	For practitioners: Carry out inventory regionalization and spatialization in parallel whenever relevant. Inventory regionalization minimizes the efforts required during inventory spatialization since spatial information may have already been collected.	For research: Develop systematic and operational guidelines to prioritize inventory regionalization and spatialization efforts.
Inventory regionalization		
How can the inventory be regionalized?	For practitioners: Use both process recontextualization and the adaptation of numerical data. Carry out recontextualization as a priority if the geographical coverage of the selected processes is not representative of the modeled region. Anticipate regionalization from the onset to save time.	For DB developers: Set out regionalized datasets that are representative of all regions of the world, including emerging countries when they are important to the global market.
How can the geographic representativeness of the data be evaluated?	For practitioners: Assess the geographic representativeness of data with the pedigree matrix as it remains the most operational method from now. The spatial uncertainty associated with the most impactful economic flows and EFs of the processes can, therefore, be evaluated to prioritize inventory regionalization over lesser quality data.	For DB developers: Continue the efforts to associate a pedigree matrix to each economic flow. For research: Provide uncertainty conversion factor sets for the pedigree matrix for each type of process.

Table 4.3 – Recommendations for the short- and long-term integration of spatial dimension into LCA for questions related to G&S and inventory regionalization (cont'd and end)

Questions	Short-term recommendations	Long-term recommendations
How should efforts be prioritized?	For practitioners: Use the most detailed data regardless of the processes whenever accessible. Perform a contribution analysis to the damage score to identify processes that should be regionalized in priority. Select for regionalization only the most impacting processes with the highest potential spatial variability using the pedigree matrix or expert knowledge. Special focus on processes for energy production and consumption, transport, agriculture-related, land use and waste management processes, since they may be affected by geographic variability from one region to the next. Align the inventory regionalization effort (i.e. the number of processes to be regionalized) with the goal of the LCA study and data availability. Electric grid mix regionalization is relatively straightforward to apply and often yields significant benefits. Prioritize the regionalization of foreground data, following ILCD recommendations.	For practitioners: Select the processes to be regionalized based on their contribution to the spatial uncertainty. For LCA software developers: Set out software that can compute LCA calculations in a probabilistic manner to be able to carry out contribution analyses that account for data uncertainty. For research: Develop a method to give priority to more systematic inventory regionalization efforts based on the study objectives, decision-making context, studied sector and available means.
What should the level of detail be?	For practitioners: Analyze each process individually as the effort depends on the type of processes and determine the level of detail required based on expert knowledge, available data and available resources. Regionalize data based on economic market limits, following ILCD recommendations.	For research: Develop guidelines that provide a relevant level of regionalization for each process type.

Table 4.4 – Recommendations for the short- and long-term integration of spatial dimension into LCA for questions related to inventory spatialization

Questions	Short-term recommendations	Long-term recommendations
Inventory spatialization		
How can spatialization be carried out?	For the practitioner: Use CFs that have already been aggregated by LCIA methodology developers and for which the practitioner has the information (continent, country), it will be the least time-consuming recommendation for spatialization. Use the geographic coverage of the processes resulting from the inventory regionalization as a spatial information to spatialize to related EFs for finer spatialization. Spatialize EFs case by case using proxies to describe their spatial distribution if a higher level of spatial detail is needed. Use GIS software if necessary. Take the practitioner's level of expertise in spatialization into consideration to adapt the spatialization strategy, especially regarding its GIS experience. For LCIA methodology developers: Set out aggregated CFs by clearly specifying the aggregation proxies and provide the uncertainty related to the spatial variability of the CFs. For LCA software developers: Facilitate flow spatialization by, for example, making it possible to automatically apply the geographic scope of a process to related EF.	
What type of spatial information should be used?	For the practitioner: Use SimaPro or GaBi only for studies that require little flow spatialization or spatialization at a relatively low aggregated level. Use openLCA or Brightway for studies that require the spatialization of many flows or spatialization at higher resolution. For LCIA methodology developers: Describe the geographic variability of the CFs for a given impact category for native resolutions. Consider the level of geographic information that is accessible to practitioners (which is often the country level) to develop regionalized CFs or the aggregate CF at a useful level. For example, aggregation of CF at country level is more practical for a practitioner because inventory data are more likely available for this spatial resolution.	For LCA software developers: Set out software that can simply and consistently support different types of spatial information.
How should efforts be prioritized?	For practitioners: Select the regionalized impact categories for which the EF must be spatialized based on an impact contribution analysis of midpoint impacts to damage. For IMPACT World+, the regionalized impact categories are land use impacts on biodiversity, water use impacts, terrestrial acidification, aquatic acidification (freshwater), aquatic eutrophication, marine eutrophication, carcinogenic effects (short and long term), non-carcinogenic effects (short and long term) and respiratory effects (inorganic). Select the EFs associated with the most contributing processes to the impact score to be spatialized. The inventory spatialization effort (i.e. the number of EFs to be	For practitioners: Select the EF that must be spatialized by systematically considering their contribution to the spatial uncertainty. For LCA software developers: Set out software that can compute LCA calculations in a probabilistic manner to carry out contribution analyses that account for data-related uncertainty.

	spatialized) must reflect the study quality requirements set out by the commissioner of the study and data availability.	For research: Develop a systematic guidance to assign the priority based on the study objectives, decision-making context, studied sector and available means.

Table 4.4 – Recommendations for the short- and long-term integration of spatial dimension into LCA for questions related to inventory spatialization (cont'd and end)

Questions	Short-term recommendations	Long-term recommendations
What should the level of detail be?	**For the practitioner: Impossible to recommend a specific level of detail as it depends on the considered impact category and is driven by the objectives of the LCA and a trade-off between time spent and gains in terms of relevance. It should be part of an iterative approach.**	**For research: Propose a systematic methodology able to identify the level of detail that is the most suited to the study objectives, decision-making context, studied sector and available means.**
How should sensitivity analyses be carried out in regionalized LCA?	For practitioners: Determine impact categories and processes on which sensitivity analyses should be carried out by the means of expert knowledge.	For research and LCA software developers: Set out a simplified tool to easily carry out global sensitivity analyses for regionalized LCA.

Table 4.5 – Recommendations for the short- and long-term integration of spatial dimension into LCA for questions related to regionalized impact calculation, impact regionalization and interpretation

Questions	Short-term recommendations	Long-term recommendations
Regionalized impact calculation		
How can regionalized impacts be calculated?	For practitioners: Use SimaPro and GaBi to calculate regionalized LCA using spatialized EFs if available. For LCIA method developers: Predefine spatialized EF in SimaPro and GaBi. For DB developers: Integrate spatialized EFs in datasets.	For practitioners: Perform regionalized LCA calculations by accounting for the uncertainty of aggregated CFs accounting for the spatial variability of an approximate or unknown location of EF. For software developers: Integrate user-friendly functionalities in LCA software to manage localization uncertainty and discrepancies in spatial resolution between the inventory and automatically spatialize process-related EF during regionalization.
Impact regionalization		
How can impact assessment methodology be regionalized?	For LCIA method developers: Regionalize by using archetypes when the variability is driven by very few parameters that can be readily identifiable by LCA practitioners. Regionalize by using a spatially differentiated LCIA model otherwise. Provide maps of native CFs and aggregated CFs if using multi-regional model. Provide the uncertainty related to spatial variability for aggregated CFs.	
Which impact assessment methodology should be used?	For practitioners: Select the LCIA methodology with a geographic scope that is aligned with the goal of the study. Choose regionalized LCIA methodologies whenever possible. Apply continent- and country-level aggregated CFs whenever possible. Use regionalized CFs at the native scale only if specifically required. For LCIA method developers: Set out CFs that are aggregated at relevant levels considering the information that an LCA practitioner could gather. Provide detailed documentation on the impact assessment methodologies, specifically indicating the aggregation proxies that are used. Highlight the area of validity of the CFs that are developed to limit irrelevant uses.	For practitioners: Integrate the uncertainty associated with the CFs when calculating results uncertainty. For LCIA method developers: Systematically set out CFs and their related uncertainty. Make it possible to parameterize the CFs to best adapt them to the context of the study when required by the practitioner. For LCA software developers: Set out software to calculate uncertainty that integrates CF uncertainty and parameterization.
How can uncertainty related to spatial variability be assessed?	For LCIA method developers: Document the spatial variability of the aggregated CFs for all new regionalized LCIA methods. For practitioners: Use information on spatial variability, at least qualitatively, to be able to provide an expert judgment on the relevance of further spatialization.	For LCIA method developers: Systematically quantify the spatial variability of CFs for all new regionalized LCIA method. For LCA software developers: Set out software to calculate uncertainty that integrates CF uncertainty.

Table 4.5 – Recommendations for the short- and long-term integration of spatial dimension into LCA for questions related to regionalized impact calculation, impact regionalization and interpretation (cont'd and end)

Questions	Short-term recommendations	Long-term recommendations
How can a regionalized impact assessment method be implemented?	For LCA software developers: Implementation using GIS is recommended if LCIA method developers provide maps of their regionalized CFs.	
Interpretation		
How should the impacts be visualized?	For practitioners: Interpret impact results aggregated at the global level if the study does not require specific information on impact localization so as not to increase the practitioner's workload. Alternatively, use a software such as openLCA, which makes it possible to visualize impact origins on a map.	For LCIA method and LCA software developers: Set out software to visualize the original and final locations of the impacts on a map.
How should sensitivity analyses be carried out in regionalized LCA?	For practitioners: Use the expert knowledge to determine impact categories and processes on which sensitivity analyses should be carried out.	For research and LCA software developers: Set out a simplified tool to easily carry out global sensitivity analyses for regionalized LCA.

4.2.3.3.2 Decision-support diagram to guide LCA practitioners in the implementation of short-term recommendations

A decision-support diagram was set out to guide LCA practitioners in the implementation of inventory regionalization and spatialization and prioritize their efforts based on the current state-of-the-art (Figure 4.1). The diagram defines a logical series of steps that may be carried out using common tools such as LCA software (e.g. Simapro), inventory databases (e.g. ecoinvent v3) and impact assessment methods (e.g. IMPACT World+). The process is iterative. Some steps in the diagram depend on the G&S of the study and available resources and data to, for example, determine the number of processes to be regionalized by the LCA practitioner. The approach described here considers a LCIA midpoint-endpoint framework but is also applicable to a midpoint-oriented methodology. The proposed framework has been tested and tuned through case studies which are not presented here but are available in Patouillard et al. (2015). A more detailed version of the diagram is available in Supporting Information. It consists of three phases.

- **Phase 1 – Preliminary phase**: This phase aims to identify the needs in terms of reducing spatial uncertainty. As a reminder, we consider here that the main objective of inventory regionalization and spatialization is to reduce spatial uncertainty in order to increase the relevance of the results. Tools to quantitatively assess the uncertainty related to spatial variability are not yet available in the mainstream use. However, the LCA practitioner should conduct a qualitative analysis estimating the geographic variability per impact category within a system (e.g. based on expert knowledge or available information on spatial variability, as provided by IMPACT world+). The first step in the diagram is about establishing the level of acceptable uncertainty for the decision-maker regarding the G&S of the study. It results from a dialogue between the LCA practitioner and study commissioner. If the estimated spatial uncertainty of the results is higher than the targeted acceptable level of uncertainty, the LCA practitioner should enter the second phase.
- **Phase 2 – Inventory regionalization**: Inventory regionalization is carried out before inventory spatialization. Indeed, several of the geographic data collected in this phase may be used afterward to spatialize the inventory. Inventory regionalization phase is based on the identification of the most contributing processes likely to be associated with a high geographic variability (2.a.). Impact contribution analyses should be carried out at the damage level for each indicator but may also be carried out at the midpoint level. The selected processes are

regionalized based on the geographic representativeness of both the spatial coverage of the process and the amount required with respect to this spatial coverage. The amount we are referring to here is the magnitude of the economic flow for the processes selected in 2.a. If the geographical coverage of the selected processes is not representative of the modeled region, those processes should be recontextualized (2.b.), either by using more representative processes already available in LCI databases (2.b.i.) or by adapting the process with more representative and contextual data (2.b.ii.). When using a more representative process already available in the LCI database (2.b.i), the LCA practitioner should nevertheless check its comprehensiveness, i.e. if the list of economic and elementary flows in the dataset is fairly complete to well represent the activity. The effort for recontextualizing process data (2.b.ii.) should be focused on the most impacting and less representative economic and elementary flows within the process. Then, the magnitude of the associated economic flow should also be adapted to the regional context (2.c.).

- **Phase 3 – Inventory spatialization**: First, a contribution analysis should be carried out to identify the most contributing midpoint impact categories to their respective damage categories (3.a.). Those identified categories are selected for inventory spatialization only if they are sensitive to spatial variability and if corresponding regionalized CFs are available (3.a.i.). Alternatively, no spatialization is needed in this context, as it will not contribute to lower the spatial uncertainty of the results. For instance, if climate change is dominating the damage scores, inventory regionalization could be key to lower the spatial uncertainty, but inventory spatialization is worthless. The spatialization of the inventory is given priority for sets of {elementary flow|process} that most contributed to a given impact score (3.b.). Finally, additional data collection and integration of spatialization can be conducted (3.c.).

Once inventory regionalization and spatialization are carried out, the diagram must be iterated to verify whether the resulting level of uncertainty is acceptable based on the targeted level of acceptable uncertainty. The LCA practitioner should stop iterating when he is not able to lower further the spatial uncertainty of results because of a lack of relevant available data or lack of resources to conduct a more representative study.

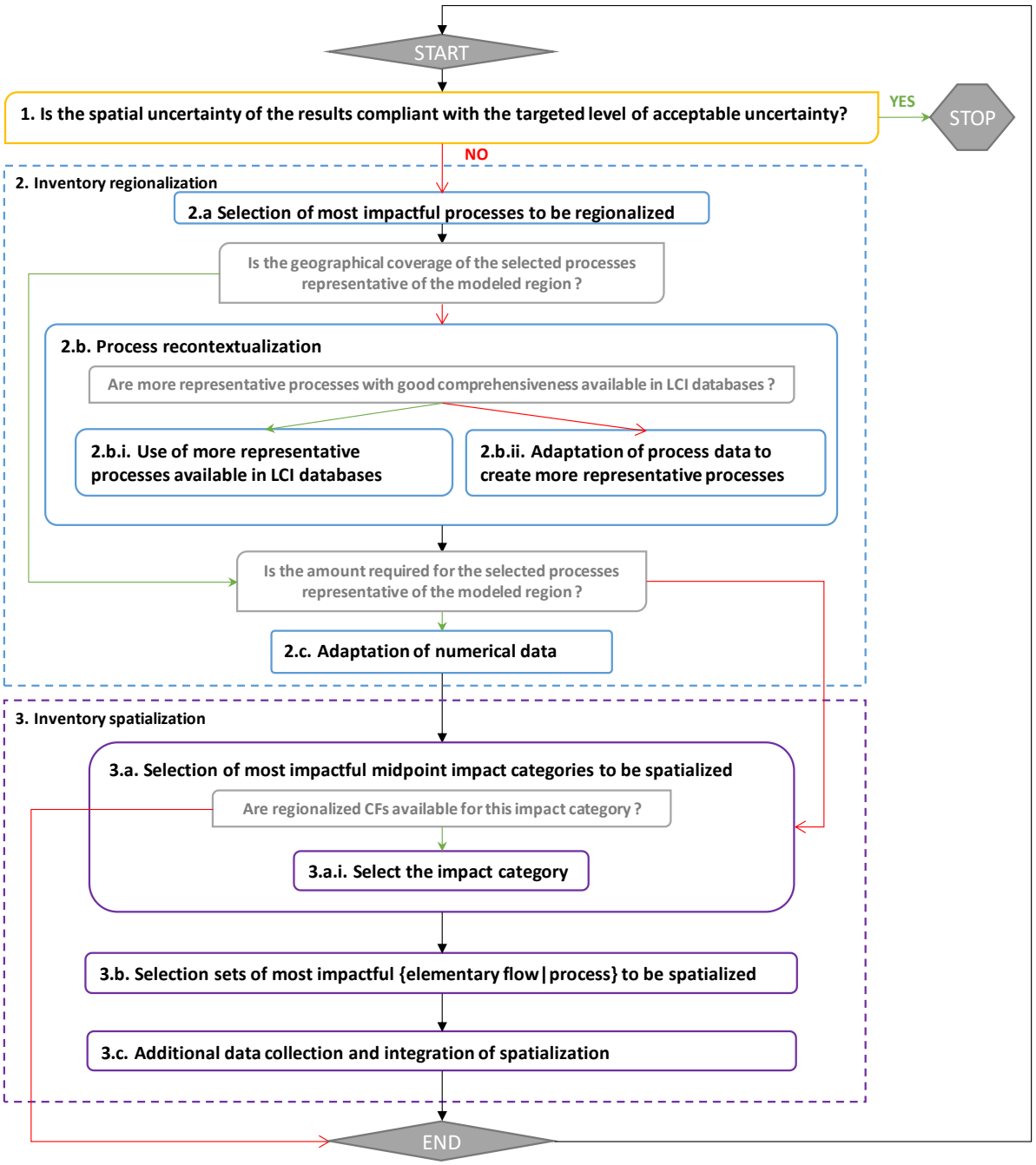


Figure 4.1 – Logic diagram for the operational implementation of inventory regionalization and spatialization in LCA by practitioners. Red arrows correspond to “no” answers and green arrows to “yes” answers. A more detailed figure is available in Supporting Information. (Abbreviations: LCI: life cycle inventory, CF: characterization factor)

4.2.3.3.3 Discussion of the practical recommendations

In the decision-support diagram, we considered that the main objective of inventory regionalization and spatialization is to reduce spatial uncertainty to enhance the results quality in term of relevance and representativeness. Nevertheless, inventory spatialization still can be relevant for other purposes, for instance, to enhance the interpretation of results by displaying impact origins on a map as for urban planning (Mastrucci, Marvuglia, Popovici, Leopold, & Benetto, 2017). Inventory regionalization and spatialization can also increase the discriminating power of an LCA.

Setting the level of acceptable uncertainty is a challenge. Indeed, the efforts for reducing the uncertainty of impact scores depend on the goal of the study, the assessed product system, the available time and financial resources for the study, knowledge of the LCA practitioner, data availability, etc. (Herrmann et al., 2014). In addition, some uncertainties can hardly be reduced (Bo Pedersen Weidema & Wesnæs, 1996). For instance, in a comparative LCA where the spatial dimension is deemed of potential influence on some impact categories for both systems under comparison, the spatial uncertainty might not have much impact on the differential score if there is a strong correlation of elementary flows. Thus, the level of acceptable uncertainty should be defined with respect to the context of the study. Besides, the practical and quantitative way to define this level should be further investigated. For now, checking if the results are compliant with the level of acceptable uncertainty mainly consist of checking if the recipient agrees (or disagrees) with the limitations of the LCA study and may require (or not) a more extensive study. It is therefore important for the practitioner to be explicit and transparent with regards to the limitations of the study in terms of regionalization and spatialization.

In the preliminary phase, the spatial uncertainty of results should be assessed as accurately as possible, ideally by performing an uncertainty analysis integrating the spatial variability from the inventory and from the CFs. To do LCA software should be able to handle uncertainty data from the inventory and from the impact assessment. Unfortunately, the spatial variability of the CFs still cannot be added in SimaPro. A standard deviation which can represent the spatial variability can be added to CFs on GaBi. For now, only openLCA and Brightway LCA software can perform Monte Carlo analysis integrating both uncertainty data. In addition, regionalized LCIA method developers should also provide a quantitative assessment of the spatial variability associated with

the CFs to enable a comprehensive uncertainty analysis by LCA practitioners (Verones et al., 2017).

Inventory regionalization and spatialization are sequential in the proposed diagram. Indeed, there is no way to prioritize the efforts between both by using contribution analysis to the impact score as proposed here. Contribution analysis to the uncertainty instead the impact score would be required: if the main source of uncertainty comes from inventory data then inventory regionalization would be required; if the main source of uncertainty comes from spatial variability of CFs, then inventory spatialization would be required. Similarly, the hotspot identification to prioritize regionalization efforts should be based on uncertainty contribution analysis rather than impact contribution analysis, to focus the regionalization effort on the main contributors to the overall spatial variability in order to reduce it. Indeed, using impact contribution analysis to identify the hotspots that need to be regionalized or spatialized assumes that the largest impact contributors are also the largest uncertainty contributors, which is not necessarily the case. Therefore, large uncertainty contributors could be missed by using impact contribution analysis (Patouillard et al., 2016). On the long-term, efforts are needed from LCA researchers and LCA software developers to provide methodology and tools enabling uncertainty contribution analysis for LCA practitioner as a routine.

4.2.4 Conclusion

Building on an extensive critical review from the literature, this study identified the state of the art on how to integrate the spatial dimension in LCA, highlighted practical and conceptual obstacles and created a common language. Recommendations were formulated for LCA practitioners, LCI database developers, LCIA method developers, LCA software developers and LCA researchers to enhance the integration of the spatial dimension in LCA on the short and the long term.

A decision-support diagram was further developed to guide LCA practitioners through an iterative process in the implementation of short-term recommendations aiming to reduce the spatial uncertainty of the LCA with a minimum of effort and only when needed. On the long-term, LCA researchers and LCA software developers are invited to go beyond the surrogate of a contribution analysis on the impact score to prioritize inventory regionalization and spatialization. To do so, more relevant methods and tools need to be developed, especially about enabling the analysis of contribution based on the uncertainty.

Those long-term recommendations focus on developments that still require additional experience to be gained through regionalization efforts, which are still in its infancy and are so far addressed by a limited number of stakeholders. In the future, enhanced knowledge of the drivers that influence regionalization in each technology or sectors and in each impact category will further help in organizing and prioritizing long-term developments. We recognize this study is a little step towards the long pathway LCA community still need to walk through consistently integrating the spatial dimension in LCA.

4.2.5 Acknowledgements

This work was supported by the SCORELCA Foundation. We would like to express our gratitude to the SCORELCA Foundation and to all SCORELCA members for their contributions to this research

CHAPITRE 5 ARTICLE 2: PRIORITIZING REGIONALIZATION EFFORTS IN LIFE CYCLE ASSESSMENT THROUGH GLOBAL SENSITIVITY ANALYSIS: A SECTOR META-ANALYSIS BASED ON ECOINVENT V3

5.1 Présentation de l'article

Cet article décrit la méthodologie développée dans le cadre de cette thèse permettant la priorisation de collecte des données en ACV pour la réduction des incertitudes spatiales afin de prioriser l'effort de régionalisation en ACV. Il présente également un cas d'application pour la méta-analyse des besoins en matière de régionalisation pour tous les systèmes de produits d'une base de données ACV avec un découpage sectoriel.

Outre les directeurs de recherche, ces travaux ont été menés en collaboration et ont été supervisés par Pierre Collet, chargé d'étude en ACV à IFP Énergies nouvelles. Les autres collaborateurs de ces travaux sont Pascal Lesage et Pablo Tirado-Seco, tous les deux analystes en ACV au CIRAIG.

Les auteurs de cet article sont Laure Patouillard, Pierre Collet, Pascal Lesage, Pablo Tirado-Seco, Cécile Bulle et Manuele Margni. Cet article a été soumis en mars 2018 dans *International Journal of Life Cycle Assessment.* Le matériel supplémentaire publié avec l'article est disponible en Annexe C.

5.2 Manuscrit

5.2.1 Introduction

Life cycle assessment (LCA) is a methodological framework to assess the potential environmental impacts of a product or service throughout its life cycle (International Organization for Standardization (ISO), 2006a, 2006b). LCA is traditionally site generic, i.e. it disregards spatial information. The regionalization of LCA started in the 90s to reduce the inaccuracies associated with site-generic LCA and increase the discrimination power of LCA (Ross & Evans, 2002; H. A. Udo de Haes et al., 1999; B. W. Vigon et al., 1993a). Indeed, the characteristics of an activity used in the life cycle inventory (LCI) often vary depending on the geographic location of the activity,

such as electricity production technology mix, yields, plant operations (Turconi et al., 2013) or agricultural processes (Yang et al., 2017). Similarly, in the life cycle impact assessment (LCIA) phase, the potential environmental impact of an elementary flow (EF) may depend on "the location of a given source and the conditions of its surroundings" (José Potting & Hauschild, 2006). To address this, spatially differentiated LCIA methods were developed, leading to the calculation of regionalized characterization factors (CFs) (A. Boulay et al., 2011; A. M. Boulay et al., 2017; Chaudhary et al., 2015a; Helmes et al., 2012; Roy et al., 2013). In this paper, regionalization refers to any attempt to increase the representativeness of unit processes and environmental phenomena by accounting for its location (Patouillard, Bulle, et al., 2018; Patouillard et al., 2016). At the LCI level, it may refer to adapting inputs or outputs of unit processes to better account for regional technological specificities or recontextualizing unit processes to better account for the specific background of an activity (Lesage & Samson, 2013), collectively referred to as *inventory regionalization*. At the LCI level, regionalization can also refer to the adding of spatial information to the activities and elementary flows, referred to as *inventory spatialization*, which makes it possible to use more regionalized CFs. At the LCIA level, developing spatially differentiated or regionalized LCIA methods is referred to as *impact regionalization*. Ultimately, regionalization in LCA aims to increase the representativeness and environmental relevance of LCA results and reduce the uncertainty due to spatial variability. However, developing and integrating regionalization in LCA requires additional work for LCA practitioners, LCI database developers and LCIA method developers, specifically for data collection and integration into the LCA model (Baitz et al., 2012). LCA practitioners must therefore prioritize their regionalization efforts.

LCA practitioners and LCI database developers traditionally regionalize or spatialize the inventory, whereas LCIA method developers regionalize LCIA methods, often relying on years of research. In this article, we do not investigate data collection for impact regionalization and rather focus on data collection for inventory regionalization and spatialization. The type of data to be collected is different for inventory regionalization or inventory spatialization (Patouillard, Bulle, et al., 2018). Inventory regionalization requires the collection of more representative data on technological characteristics and the context of activities in a specific region. Inventory spatialization requires data on the geographic locations of the assessed activity within its spatial coverage (spatial distribution of the activity), which must then be associated with the unit process and its elementary flows. It may involve the use a geographic information system (GIS). The type of data required for

inventory regionalization and inventory spatialization also depends on the assessed impact category (IC), i.e. the EF classified in the IC and the spatial resolution of the IC. For instance, when assessing water use IC, data collection will be focused on the water consumption of processes and the spatial distribution of water EFs among watersheds. As the type of data to be collected is different, efforts should be prioritized: (i) across ICs to determine which ICs require further priority data collection for inventory regionalization or inventory spatialization and (ii) between inventory regionalization or inventory spatialization. In addition, the requirements for data collection and its prioritization for inventory regionalization and inventory spatialization may vary from one economic sector to another. Therefore, the priority for data collection is product system specific or specific to economic sectors.

There are different types of uncertainty in LCA: stochastic uncertainty, often referred to as variability in LCA (spatial, temporal, technological), and epistemic uncertainty related to the lack of knowledge on reality, often simply referred to as uncertainty in LCA (Clavreul et al., 2013; M. A. J. Huijbregts, 1998). Here, we use the word *uncertainty* to refer to both stochastic and epistemic uncertainty. An uncertainty analysis aims to describe the uncertainty of the results, whereas a sensitivity analysis aims to describe the contribution of input data to the uncertainty of the results (sometimes referred as to uncertainty contribution analysis) (Igos et al., 2015). There are two types of sensitivity analysis: local sensitivity analysis (LSA) and global sensitivity analysis (GSA). LSA assesses the effects of small variations of uncertain inputs on the results (M. Huijbregts et al., 2001; Sakai & Yokoyama, 2002). It is the most widely used sensitivity analysis and is generally less time consuming than GSA. However, it only provides a partial view of the sensitivity. GSA explores the effects of the overall range of variation of input variables on the uncertainty of the results. In this article, we focus on the use of GSA to perform sensitivity analysis.

The most sensitive data holds the highest potential to reduce the uncertainty of the results, whenever possible. Heijungs (1996) recommends prioritizing data collection by focusing on the data that most contribute to the impact scores and which are also the most uncertain. In other words, data collection efforts should focus on the most sensitive data, i.e. the data that contribute the most to the uncertainty. However, in practice, data collection is mostly prioritized according to the data that most contribute to the impact scores without taking uncertainty into account. This is referred to as impact contribution analysis (ICA). For instance, different authors propose methods based on ICA to prioritize LCI database improvements (Juergen Reinhard, Mutel, Wernet, Zah, & Hilty,

2016), or spatial dimension integration in LCA studies (Hernández-Padilla, Margni, Noyola, Guereca-Hernandez, & Bulle, 2017; Patouillard, Bulle, et al., 2018). ICA was also used to prioritize the recontextualization effort in the Québec LCI database (Lesage & Samson, 2013). Indeed, ICA is already available in all LCA software and does not require additional computational time. Sensitivity analysis is rarely used to prioritize data collection (Collet, Lardon, Steyer, & Hélias, 2013; Gregory et al., 2016; Pfister & Scherer, 2015b; Wender, Prado, Fantke, Ravikumar, & Seager, 2017). While not performing it themselves, Reinhard et al (2016) suggest that sensitivity analysis would be a more efficient way to prioritize data collection for LCI database improvements than ICA. Furthermore, there is no methodology to prioritize data collection in LCA studies and LCI databases for regionalization purposes based on sensitivity analysis.

This article has two main objectives: (i) propose a stepwise methodology for LCA practitioners to prioritize data collection for regionalization based on operational GSA tools and discuss the effectiveness of this approach as compared to an ICA approach and (ii) derive sector-specific recommendations to prioritize inventory regionalization versus spatialization and the ICs on which to focus data collection for inventory regionalization or spatialization. These recommendations are meant to help LCA practitioners and LCI database developers define their strategy for regional data collection by focusing on data that have the highest potential to reduce the uncertainty of the results. The applicability of the methodology is illustrated through three case studies: one on prioritizing data collection in a single biofuel product system and two meta-analyses of all product systems in two distinct economic sectors (biofuel production and passenger land transport sectors), as defined in the ecoinvent database v3 (Wernet et al., 2016) applying the regionalized LCIA methodology IMPACT World+ (Bulle et al., 2018).

5.2.2 Methods

5.2.2.1 Overview of the proposed methodology

As shown in Figure 5.1, a typical LCA model is an assembly of different models among which are (i) the LCI model with LCI input variables calculating EFs as output and (ii) the LCIA model with LCIA input variables calculating CFs as output. Uncertainty may come from LCI input variables and LCIA input variables. However, in practice, LCA practitioners and LCI database developers do not influence LCIA input variables: they simply apply CFs resulting from LCIA models and

provided by LCIA method developers. Consequently, their focus is on two groups of input variables: LCI variables, which are LCI input variables of the LCI model, and LCIA variables, which are CFs resulting from the LCIA model (Figure 5.1). In this study, we adopt the point of view of LCA practitioners and LCI database developers, so both groups of variables will be referred to as input variables. A straightforward approach is to perform GSA on the LCA results to directly test the influence of each input variable seeing the LCA model as a black box (dashed line on Figure 5.1). Unfortunately, this GSA approach can be computationally intensive and time-consuming because of the large number of variables, high order of interactions and correlations between them. Alternatively, we propose to decompose this complex problem into smaller elements and solve each one through a stepwise approach considering the structure of the LCA model and LCA practices (Figure 5.1) to target a restricted number of relevant ICs and variables within LCI or LCIA group variables. This may be seen as an alternative to the two-step sensitivity analysis proposed by Mutel et al (2013), who propose to perform a screening on the black box approach to eliminate insensitive variables and perform a GSA on the remaining ones. At first, we performed a GSA on endpoint results to identify the most sensitive midpoint ICs (step 2) after checking whether uncertainty must be reduced (step 1). Then, for most sensitive midpoint ICs, we performed a GSA to compare the sensitivity of the group of LCI variables to that of the group of LCIA variables (step 3). Finally, a final GSA tests the influence of each variable among the ICs and the group of variables (LCI or LCIA) that were shown to be most sensitive (Step 4). When using a midpoint LCIA methodology, step 2 should be skipped and step 3 should be applied to all midpoint ICs.

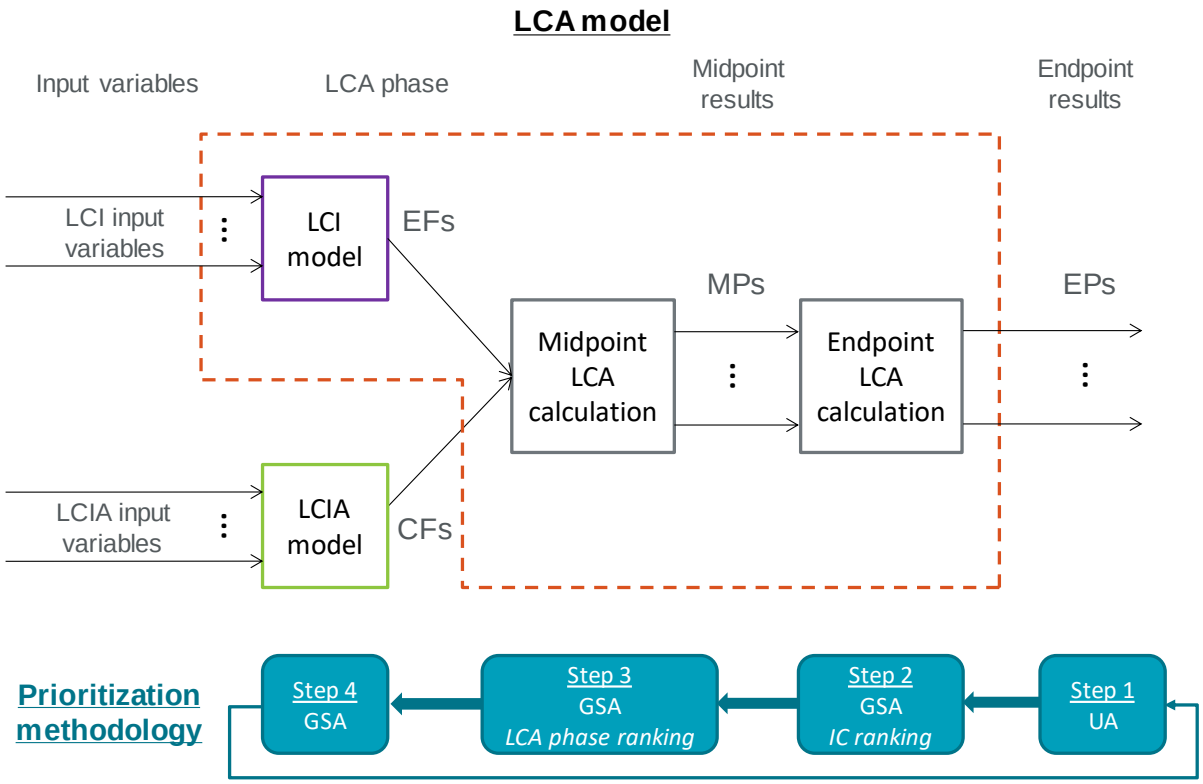


Figure 5.1 – From a black box approach of the LCA model (red dashed line as boundaries) to a stepwise approach to prioritize the regionalization effort in LCA based on UA and GSA. EFs: elementary flows; CFs: characterization factors; MPs: midpoint impact categories; EPs: endpoint impact categories; GSA: global sensitivity analysis; UA: uncertainty analysis.

The stepwise and iterative methodology we propose to prioritize the regionalization effort in LCA (Figure 5.1) is inspired from the scheme for the analysis of data inaccuracy in LCI proposed by Huijbregts et al (2001). It aims to guide the LCA practitioner in prioritizing data collection to reduce the overall uncertainty of LCA results for one product system. It is made up of four steps, as summarized in a figure in Supplementary Information (SI).

- **Step 1 – Determining whether the uncertainty of the results meets the target level of acceptable uncertainty.** The confidence level of the decision maker in the LCA results is reflected in the uncertainty level of the results (Refsgaard et al., 2007). If the confidence level is inadequately estimated, the decision maker may make the wrong political or strategic decisions with potential negative impacts (Wardekker et al., 2008). Therefore, the target level of acceptable uncertainty should be set by the decision maker to make the decision (Laurin et al., 2016). Considering that, in practice, some uncertainties can hardly

be reduced in LCA (Bo Pedersen Weidema & Wesnæs, 1996), the target level of acceptable uncertainty should be the outcome of a dialogue between the LCA practitioner and the decision maker. It should be in line with factors including the goal and scope of the study, assessed product system, available time and financial resources for the study, knowledge of the LCA practitioner and data availability. (Herrmann et al., 2014). It should at least be assessed qualitatively and compared with the uncertainty of LCA results, which addresses input uncertainty from both LCI variables and CFs, if available. If the uncertainty of the results does not meet the target level of acceptable uncertainty, efforts are needed to reduce the results uncertainty. This article does not aim to provide tools or procedures to determine what an acceptable uncertainty levels would be in the context of a study.

- **Step 2 – Selecting the impact category that require further LCI data collection (IC ranking).** If the uncertainty of the results does not meet the target level of acceptable uncertainty, the ICs that most contribute to the uncertainty of endpoint impact scores should be investigated first. Building on a midpoint-endpoint LCIA methodology framework, GSA is performed to rank the sensitivity of each midpoint IC to the corresponding endpoint IC, as described in section 5.2.2.2. Depending on available resources and the target level of uncertainty, one or more ICs, starting from the most sensitive, are selected for the next step. If using a midpoint LCIA methodology, this step should be skipped.
- **Step 3 – Selecting inventory regionalization or inventory spatialization (LCA phase ranking).** This step aims to test whether the main source of uncertainty lies among the group of LCI variables or the group of LCIA variables (i.e. CFs) to inform the LCA practitioner where to prioritize data collection. It refers to as *LCA phase ranking* (Does the uncertainty mainly come from LCI or LCIA variables?) but it is used to prioritize data collection between inventory regionalization or spatialization. Inventory spatialization (e.g. collecting information on the spatial distribution of an EF) is meaningful only for spatially-differentiated ICs by accounting for the spatial variability of the spatially aggregated CFs at a broader geographic scale. The sensitivity of the groups of LCI and LCIA variables is quantified using GSA, as described in section 5.2.2.2. The LCA practitioner will, therefore, focus the data collection on inventory regionalization if the group of LCI variables is the main source of spatial uncertainty or on inventory spatialization if the group of LCIA

variables is the main source of spatial uncertainty. If using a midpoint LCIA methodology, this step should be applied to all midpoint ICs.

- **Step 4 – Collecting data for inventory regionalization or inventory spatialization**. The most sensitive {LCI variable|unit process} couple for inventory regionalization or {elementary flow|unit process} couple for inventory spatialization should be identified for selected ICs based on a GSA and selected for additional data collection. This GSA may be performed following the framework defined by Wei et al. (2015), who recommend GSA tools based on the number of input variables by accounting for interactions and correlations in LCA. After refining the model with the newly collected data, the stepwise process starts over if the target level of acceptable uncertainty has not been reached. This article does not aim to provide additional tools or procedures for step 4.

5.2.2.2 GSA methodology used for IC ranking and LCA phase ranking

GSA may be performed using analytic (Heijungs, 2010; Imbeault-Tétreault, 2010) or sampling methods. The former are less computationally intensive but involve certain limitations, among which the fact that the results are only robust for slight input variations and do not account for the correlation between input variables (Heijungs, 2010). However, probability density functions of LCA input variables may span several orders of magnitude (especially regionalized CFs) and are likely to be correlated with each other. GSA using sampling methods are more computationally intensive but better adapted to the LCA framework. There are different approaches to performing a GSA using sampling methods. These may be divided into two groups: (a) screening approaches (e.g. elementary effects method), which aim to simplify a model by identifying non-influential variables before performing a more targeted GSA and (b) importance measures (e.g. correlation coefficient, Sobol indices) that quantify the importance of input variables on the results (Iooss & Lemaître, 2015). In this article, because we were interested in identifying most sensitive variables, we focused on importance measures. Importance measures based on regression techniques, such as the Spearman correlation coefficient, are often used in LCA (C. L. Mutel et al., 2013; Pfister & Scherer, 2015b) but perform poorly for models with interaction (nonlinear) (Borgonovo & Plischke, 2016; Saltelli & Sobol', 1995). Since LCA is a model with interactions, importance measures based on regression techniques should be avoided. Sobol indices (also called sensitivity indices) (Sobol, 1993) are based on variance decomposition and are recommended for sensitivity

analysis in LCA as they account for interactions and correlations (Padey et al., 2013; Wei et al., 2015). Therefore, the sensitivity indices are chosen as sensitivity measurements for GSA for IC ranking and LCA phase ranking.

Performing a GSA to obtain sensitivity indices may be divided into 2 steps: (1) uncertainty analysis and (2) estimation of sensitivity indices based on the uncertainty analysis results. Here, uncertainty analysis is performed using Monte Carlo simulation. The estimation of sensitivity indices to rank the ICs and LCA phase, respectively, is described in the following sections.

5.2.2.2.1 Estimation of sensitivity indices from GSA

Sensitivity indices are non-parametric, i.e. no assumption on the form of the probability distribution for the input variables or the result is required to calculate it. They could be calculated for any kind of model, including non-linear ones. Two importance measures may be derived from Sobol variance decomposition: (1) the first-order sensitivity index $SI1_{X_i}$, which measures the main effect of the variable X_i on the results, and (2) the total sensitivity index SIT_{X_i}, which measures the total effects of the variable X_i on the results, i.e. the main effect and the interaction effects with the other variables (Saltelli et al., 2010). Each sensitivity index has its own purpose (Saltelli, 2017; Saltelli & Tarantola, 2002): (1) first-order sensitivity indices are designed for factor prioritization, i.e. to identify the most sensitive variables; (2) total sensitivity indices are designed for factor fixing, i.e. to identify non-sensitive variables in order to fix them for model reduction purposes to build a simplified model, for instance (Padey et al., 2013). However, both provide complementary information on the influence of a variable in the model. Indeed, a variable may have no main effect but still influence the model through the interaction effects. Estimating first-order sensitivity indices is relatively easy, whereas estimating total sensitivity indices is more computationally intensive (Saltelli et al., 2010). However, total sensitivity indices may be calculated easily for simple models, as demonstrated in sections 5.2.2.2.2 and 5.2.2.2.3. Since the purpose of this article is to prioritize the data collection effort, we selected the first-order sensitivity index as an indicator for prioritization but always check higher order sensitivity indexes that reflect the interaction effects to remain critical with regard to the total effect of the variables on the model.

For the model $Y = f(X_1, X_2, \dots X_K)$ where X_i are the uncertain (or random) variables of the model and Y is the output, the first-order sensitivity index ($SI1_{X_i}$) and total sensitivity index (SIT_{X_i}) for X_i are defined as follows (Saltelli et al., 2010):

$$SI1_{X_i} = \frac{Var(E(Y|X_i))}{Var(Y)} \quad (1)$$

$$SIT_{X_i} = SI1_{X_i} + \sum_{i \neq j} SI2_{X_i X_j} + \cdots + SIk_{X_i \dots X_k} \quad (2)$$

Where:

- $Var(Y)$ is the variance of Y;
- $Var(E(Y|X_i))$ is the variance of the expectation of Y conditional on X_i. It represents "the expected reduction in variance that would be obtained if X_i could be fixed" (Saltelli et al., 2010).
- $SIk_{X_i \dots X_k}$ is the k[th]-order sensitivity index which represents the sensitivity due to interactions between variables $X_i \dots X_k$.

If $X_1, X_2, \dots X_k$ are uncorrelated, the following equation can be written (Saltelli et al., 2010):

$$\sum_i SI1_{X_i} + \sum_i \sum_{j>i} SI2_{X_i X_j} + \cdots + SIk_{X_1 \dots X_k} = 1 \quad (3)$$

It is important to point out that, when X_i are correlated, sensitivity indices ($SI1_{X_i}$ and SIT_{X_i}) may still be calculated and interpreted in the same way as in the uncorrelated case (Most, 2012). When X_i are correlated, sensitivity indices contain two parts: "the correlated contribution (by the correlated variations, i.e. variations of a parameter which are correlated with other parameters) and the uncorrelated contribution (by the uncorrelated variations, i.e. the unique variations of a parameter which cannot be explained by any other parameters)" (Xu & Gertner, 2008). However the correlated and uncorrelated contributions to sensitivity indices cannot be distinguished, unless a dedicated procedure described by Xu and Gertner (2008) is applied. The first-order sensitivity index, which contains both parts, still identifies the most sensitive variables and may thus be used for factor prioritization (Most, 2012). A figure summarizing the decomposition of the first sensitivity index and total sensitivity index into parts due to interactions and correlations between variables is available in SI.

To estimate the first-order sensitivity index, as suggested by Most (2012), we performed a Monte Carlo sampling to obtain 5 000 samples $\hat{x}_{ij}$ for the set of input random variables $X = \{X_1, X_2, \dots X_I\}$ and then computed the 5 000 associated values of model output $\hat{y}_j$. The model output Y values may be plotted against the values obtained for a single variable X_i, called scatter plot, that represents $(Y|X_i)$ (see SI for an example of a scatter plot). We then sorted the sampled values $\hat{x}_{ij}$ and divided them into 100 subsets. For each subset, we calculated the average value of $\hat{y}_j$ to obtain an estimation of $E(Y|X_i)$, also called smoothed curve. Finally, we obtained an estimation of $Var(E(Y|X_i))$ by calculating the variance of the estimated smoothed curve, which was then used to estimate $SI1_{X_i}$. The estimation of the first-order sensitivity indices for a simple model is provided as examples in SI.

5.2.2.2.2 Impact categories ranking

To perform the IC ranking for a product system, we applied a GSA on the following model f_1 called *IC ranking*, which represents the midpoint to endpoint calculation in the LCIA phase of an LCA.

$$f_1\left(Y_{MP_1}, \dots, Y_{MP_N}\right) = \sum_i Y_{MP_i} = \left[Y_{EP_j}\right] \quad (4)$$

- Y_{EP_j}: total impact score for one endpoint impact category (EP_j),
- Y_{MP_i}: impact score contribution to the EP_j of the i^{th} midpoint impact category (MP_i),
- N: number of MP_i contributing to an EP_j.

This model is a one-order additive model, so there is no interaction between variables. Inputs Y_{MP_i} are correlated since the same LCI model is used to calculate them and they may have common EFs, so equation (3) does not apply. For a product system and for each EP_j, we estimated SI1 for each Y_{MP_i}, as described section 5.2.2.2.1, and ranked them. The higher $SI1_{Y_{MP_i}}$, the more sensitive MP_i is to EP_j.

5.2.2.2.3 LCA phase ranking

Here, we present the method used to estimate the sensitivity of the two groups of LCI and LCIA variables, respectively. LCI input variables may be correlated with each other, as may LCIA input variables. But, in the LCA framework, it is generally assumed that LCI variables are not correlated

with LCIA variables. As recommended by Wei et al (2015), to account for correlation in LCA when performing GSA, we defined uncorrelated groups of correlated variables to estimate the sensitivity indices of each group. This procedure refers to group sensitivities in order to better understand the sensitivity of a group of variables, as described by Jacques et al. (2006). We therefore created two uncorrelated groups of variables: X_{LCI} gathering all LCI input variables and X_{LCIA} gathering all CFs. To perform the LCA phase ranking for a product system, we applied a GSA on the following model f_2 called *LCA phase ranking*, which represents the midpoint LCA calculation:

$$f_2(X_{LCI}, X_{LCIA}) = \left[Y_{MP_i}\right] \quad (5)$$

Due to the structure of LCA calculation, this model is a two-order model. As input variables are uncorrelated, the equation (3) is true: $SI1_{X_{LCI}} + SI1_{X_{LCIA}} + SI2_{X_{LCI,LCIA}} = 1$ (Saltelli et al., 2010). $SI2_{X_{LCI,LCIA}}$ is the second-order sensitivity index that represents the sensitivity of the model to the interactions between X_{LCI} and X_{LCIA}, i.e. "the part of the variance of Y due to Xi and Xj which is not included in the individual effects of Xi and Xj" (Jacques et al., 2006).

As suggested by Jacques et al. (2006), we created two mutated models based on the reference model $Y = f_2(X_{LCI}, X_{LCIA})$ to estimate the first sensitivity index for X_{LCI} and X_{LCIA}: $Y' = f_{2'}(X_{LCI}, X_{LCIA} = fixed)$ is a mutated model where only LCI variables are uncertain because LCIA variables are set to their deterministic value; $Y'' = f_{2''}(X_{LCI} = fixed, X_{LCIA})$ is mutated model where only LCIA variables are uncertain because LCI variables are set to their deterministic value. By construction, first-order sensitivity indices for each mutated model are equal to 1: $SI1'_{X_{LCI}} = 1$ and $SI1''_{X_{LCIA}} = 1$.

Based on Jacques et al. (2006), first-order (and higher order) sensitivity indices may be estimated for the mutated models based on the value of sensitivity index of the reference model S_{X_i} and the ratio of the variance between the reference model and the mutated models: $S'_{X_{LCI}} = S_{X_{LCI}} * \frac{Var(Y)}{Var(Y')}$ and $S''_{X_{LCIA}} = S_{X_{LCIA}} * \frac{Var(Y)}{Var(Y'')}$.

So, for a product system and the selected midpoint ICs, the LCA phase ranking is determined by comparing the values for $SI1_{X_{LCI}}$ *and* $SI1_{X_{LCIA}}$,which may be estimated by:

$$SI1_{X_{LCI}} = \frac{Var(Y')}{Var(Y)} \quad (6)$$

$$SI1_{X_{LCIA}} = \frac{Var(Y'')}{Var(Y)} \quad (7)$$

with $Var(Y)$ the variance of the Y for the reference model, $Var(Y')$ the variance of the Y' for the corresponding mutated model and $Var(Y'')$ the variance of the Y'' for the corresponding mutated model. $Var(Y')$ is estimated based on a Monte Carlo simulation addressing only LCI uncertainty, setting LCIA variables to their deterministic value. $Var(Y'')$ is estimated based on a Monte Carlo simulation addressing only LCIA uncertainty, setting LCI variables to their deterministic value. $Var(Y)$ is estimated based on a Monte Carlo simulation addressing LCI and LCIA uncertainty simultaneously. In addition, from equation (3) we calculated:

$$SI2_{X_{LCI,LCIA}} = 1 - SI1_{X_{LCI}} - SI1_{X_{LCIA}} \quad (8)$$

5.2.2.3 Methodology for the meta-analysis per sector

The procedure described in 5.2.2.1 applies to a product system in a specific study. To assess another product system, the same procedure should be applied from the beginning. Here, we propose a method to test whether the stepwise approach may be generalized to all product systems in a specific economic sector and whether the trends in IC ranking and LCA phase ranking are maintained. If trends are observed and statistically significant, specific recommendations may be formulated for an economic sector regarding the data collection prioritization for regionalization. LCA practitioners and LCI database developers would be able to use the requirements without performing additional sensitivity analyses, unless the product system they are interested in contains disruptive technologies or technologies that are poorly represented in the database that describes the economic sectors.

The method we use to perform a meta-analysis of all the product systems in a given sector in an LCI database to test sectorial trends in IC ranking and LCA phase ranking contains four steps.

1. **Uncertainty analysis of all product systems in a sector**: We performed three Monte Carlo simulations per product system, each containing 5 000 iterations. All three simulations rely on the same sampled values at each iteration for LCI variables and CFs: (a) solely addressing LCI uncertainty, setting LCIA variables to their deterministic value (b) solely addressing LCIA uncertainty, setting LCI variables to their deterministic value, (c)

simultaneously addressing both LCI and LCIA uncertainty. For each simulation and each iteration, we obtained impact scores for all ICs.

2. **GSA to estimate the first-order sensitivity indices of all product systems in a sector**: Using impact scores from (c), we derived SI1 to rank midpoint ICs for each endpoint IC, as described in 5.2.2.2.2. Using samplings from (a) and (b), we derived SI1 for the groups of LCI variables and LCIA variables to identify the most sensitive LCA phase (LCA or LCIA), as described in 5.2.2.2.3. Therefore, for each product system, we obtained the sensitivity-based ranking of midpoint ICs and LCA phases.
3. **Statistical tests for IC ranking in a sector:** We used the one-tailed and non-parametric Page's trend test for each endpoint IC to test whether the mean trend of the midpoint IC ranking is statistically significant (Page, 1963). We tested the null hypothesis H_0: $SI1_{MP_k} = SI1_{MP_l}$ for k and l, referring all midpoint ICs contributing to the selected endpoint. If H_0 may be rejected with a level of significance <0.05, then we assume that the trend for the IC ranking for the sector is H_1: $Mean(SI1_{MP_1}) > \cdots > Mean(SI1_{MP_k})$ with $Mean(SI1_{MP_k})$ representing the mean value of $SI1_{MP_k}$ among all the product systems in the sector.
4. **Statistical tests for LCA phase ranking in a sector:** We used the one-tailed and non-parametric Wilcoxon signed-rank test for paired data to test whether a trend statistically exists for the LCA phase ranking among all the product systems for the sector for each midpoint IC (Wilcoxon, 1945). We tested the null hypothesis H_0: $SI1_{X_{LCI}} = SI1_{X_{LCIA}}$ for each midpoint IC for the paired data $(SI1_{X_{LCI}}, SI1_{X_{LCIA}})$ of each product system. If H_0 may be rejected with a level of significance <0.05, then we assume that the trend for the LCA phase ranking for each midpoint IC for the sector is H_1: $SI1_{X_{LCI}} > SI1_{X_{LCIA}}$ *or* $SI1_{X_{LCI}} < SI1_{X_{LCIA}}$ depending on the sign of the statistics of the test.

5.2.2.4 Data and settings used for the case studies

We applied the proposed methodology to three case studies: one based on the assessment of a single product system and two others based on the meta-analysis of two economic sectors. Our case studies relied on the ecoinvent v3.3 database (cut-off by classification version) for the LCI data (Wernet et al., 2016) and the IMPACT World+ regionalized LCIA methodology for the LCIA data (Bulle et al., 2018). The single product system that was selected is *ethanol production from sugarcane, BR*. We chose two economic sectors, as defined in ecoinvent v3.3, which use the ISIC

rev. 4 classification (United Nations Statistics Division, n.d.): biofuel production sector (19a - Liquid and gaseous fuels from biomass) and passenger land transport sector (4922 - Other passenger land transport). They include 95 and 127 product systems, respectively. The implemented version of IMPACT World+ has two endpoint ICs, ecosystem quality (EQ) and human health (HH), and several midpoint ICs. We used the Brightway 2 (C. Mutel, 2017) LCA software to perform the LCA calculation (conventional LCA calculation, not regionalized LCA calculation) and the Monte Carlo simulations with independent sampling (5 000 iterations).

The uncertainty of the LCI data is based on the pedigree matrix approach to estimate the probability distribution parameters of input data using a lognormal distribution (Muller et al., 2014) most of the time. The version of ecoinvent 3 implemented in Brightway (and in all other LCA software) does not consider correlations between input parameters, which may bias the results when performing an uncertainty or sensitivity analysis (E.A. Groen & Heijungs, 2017). For instance, mass conservation in a unit process is not respected between input and output water flows when performing a Monte Carlo analysis. In the same way, the amount of land transformation elementary flows (from/to) in a unit process are not balanced when each amount is independently sampled. Therefore, we developed a methodology to preserve physical correlation, such as mass conservation, between uncertain input and output flows within a unit process when performing an uncertainty analysis. It only applies to input and output flows that are represented as random variables and if the distribution used to describe the uncertainty of the flow quantity is a log-normal distribution. The detail of this methodology is described in SI. We applied it to all land transformation and water elementary flows.

For the LCIA variables, we only considered the spatial variability of regionalized CFs as the source of uncertainty. Spatial variability is accounted for in spatially-differentiated ICs in IMPACT World: freshwater acidification, terrestrial acidification, freshwater eutrophication, land occupation and land transformation for EQ and water availability for HH. No uncertainty is considered for other ICs. Global CFs are used to run LCA calculations for regionalized ICs. Global CFs are calculated using a weighted average of native CFs based on different proxies representing the probability for an elementary flow to occur in each native region (Bulle et al., 2018). The spatial variability of global CFs is represented with a four-parameter beta distribution, which has definite lower and upper bounds and fits a variety of shapes. We used the moment method described in Riggs (1989) to estimate the four parameters of each CF distribution. During the Monte Carlo

sampling, we also accounted for the LCIA spatial correlation in a unit process for land transformation IC only and only for some EFs, i.e. sampled value for CF *from* one type of land use is consistent with the sampled value for CF *to* one type of land use. Other spatial LCIA correlations for regionalized ICs are not considered as data and tools are not ready to implement it in a reasonable amount of time. More specifically, we are sampling the same CF for all EFs and disregarding the EF location, i.e. implicitly assuming all activities are occurring in the same location.

5.2.3 Results

The results presented in this section illustrate how to apply the methodology proposed in section 5.2.2.1, specifically focusing on step 2 *IC ranking* and step 3 *LCA phase ranking*. For certain cases studies we (a) identified the most sensitive ICs to be investigated in priority and (b) determined whether data collection should prioritize inventory regionalization or inventory spatialization. First, we applied the methodology to a single product system and then present the results of the meta-analysis of two economic sectors.

5.2.3.1 Operationalization of the methodology through a single product system

We selected the *ethanol production from sugarcane, BR* product system from the ecoinvent v3.3 database (cut-off version). It belongs to the biofuel production sector that is studied in the next section. Figure 5.2 illustrates the first-order sensitivity indices (SI1) for the IC ranking model for all midpoint ICs for the two endpoint ICs (EQ and HH). The SI1 calculation considers the uncertainty from LCI and LCIA variables simultaneously. The higher the SI1, the more sensitive the midpoint IC. The results in Figure 5.2 clearly show that land transformation IC (EQ) and water availability IC (HH) should be prioritized for regionalization. However, these results should be considered with caution given the way we sampled CFs for the two ICs, i.e. without accounting for spatial correlation (see Section 5.2.4.2.3 for the discussion).

Figure 5.2 – First-order sensitivity indices for the IC ranking model for midpoint ICs pertaining to EQ endpoint (left) and HH endpoint (right) for the ethanol production from sugarcane, BR product system, sorted in decreasing order.

Figure 5.3 shows the sensitivity indices for the LCA phase ranking model for all midpoint ICs for the two endpoint ICs (EQ and HH) for the selected product system. SI1_LCI represents the share of the IC sensitivity due to the group of LCI variables only. SI1_LCIA represents the share of the IC sensitivity due to the group of LCIA variables only. SI2_LCI,LCIA represents the share of the IC sensitivity due to the interactions between LCI and LCIA variables. The sum of all sensitivity indices for each IC is equal to one since the groups of LCI variables and the group of LCIA variables are uncorrelated. Results show that for both land transformation IC (EQ) and water availability IC (HH), the group of LCIA variables is the most sensitive. Therefore, the regionalization effort should focus on inventory spatialization for both ICs. Again, these results should be considered with caution (see Section 5.2.4.2.3 for the discussion). For all regionalized ICs except land occupation IC (EQ), the group of LCIA variables is the most sensitive, and regionalization effort should focus on inventory spatialization. For other ICs, regionalization effort should focus on inventory regionalization.

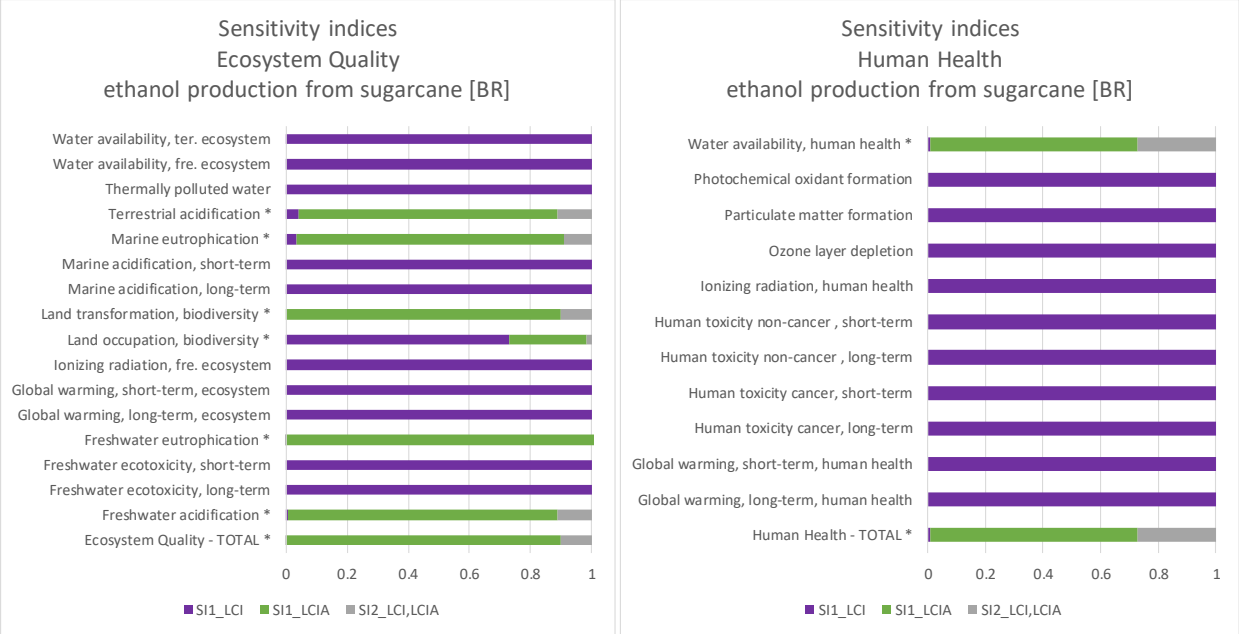


Figure 5.3 – Sensitivity indices for the LCA phase ranking model for midpoint and endpoint ICs pertaining to EQ endpoint (left) and HH endpoint (right) for the ethanol production from sugarcane, BR product system. SI1_LCI: first-order sensitivity index for LCI variables; SI1_LCIA: first-order sensitivity index for LCIA variables; SI2_LCI,LCIA: second-order sensitivity index due to the interactions between SI1_LCI: first-order sensitivity index for LCI and LCIA variables. Regionalized ICs are identified with the (*) symbol.

5.2.3.2 Meta-analysis of two economic sectors: biofuel production and passenger land transport

Results for the sector meta-analysis are illustrated in Figure 5.4 for the biofuel production (left) and passenger land transport (right) sectors for EQ (figures for HH are in SI). It represents midpoint ICs sorted in decreasing order of their respective mean values for the sector of first sensitivity index from the IC ranking model, as per Figure 5.2. The length of the histograms represents the mean for all product systems within each sector of the first-order sensitivity index from the IC ranking model. Stacked portions in the histograms represent the share of sensitivity due to the groups of LCI variables, the group of LCIA variables and the interactions between LCI and LCIA variables, as per Figure 5.3. Each portion is calculated based on the mean for all product systems within each sector of corresponding sensitivity index from the LCA phase ranking model.

Statistical test results for each sector, as described in Section 5.2.2.3, are statistically significant with a confidence level of 95% to >99%. They indicate that there are similar IC and LCA phase rankings across all product systems in each sector. Water availability IC (HH) is the most sensitive midpoint IC for both studied sectors. As the sensitivity mainly stems from the group of LCIA variables, regionalization efforts should first focus on spatializing the inventory for this midpoint IC for product systems pertaining to both sectors. For EQ endpoint, the regionalization efforts should focus on inventory spatialization of land transformation IC for the biofuel production sector. For the passenger land transport sector, regionalization should focus on inventory regionalization of global warming and marine acidification ICs. In both sectors, the group of LCIA variables is generally the most sensitive for almost all regionalized ICs, except for land occupation IC for both sectors and land transformation IC for passenger land transport only.

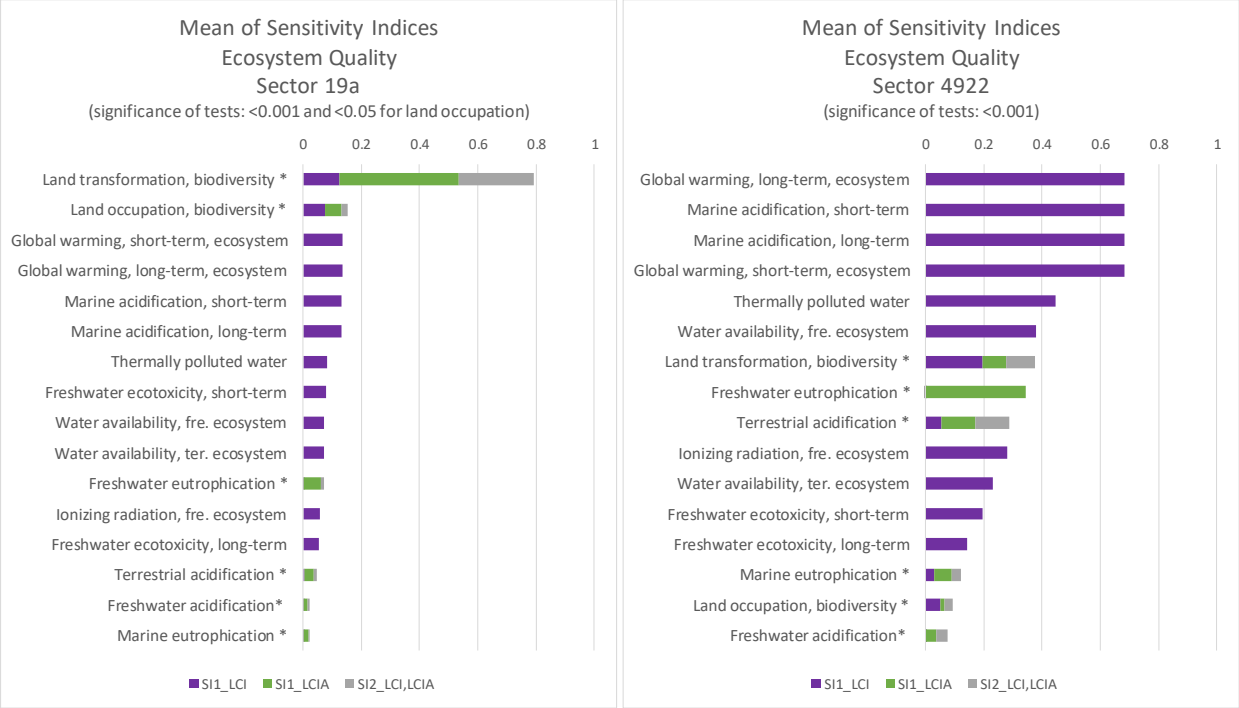


Figure 5.4 – Mean values of all product systems across the biofuel production sector (left) and the passenger land transport sector (right) of the first-order sensitivity index from the IC ranking model for each midpoint ICs pertaining to EQ endpoint. Stacked portions in the histograms represent the contribution of mean values of all product systems across the sector of sensitivity indices from the LCA phase ranking model: SI1_LCI: first-order sensitivity index for LCI variables; SI1_LCIA: first-order sensitivity index for LCIA variables; SI2_LCI,LCIA: second-order sensitivity index due

to the interactions between SI1_LCI: first-order sensitivity index for LCI and LCIA variables. Regionalized ICs are identified with the (*) symbol.

5.2.4 Discussion

5.2.4.1 Strengths and limitation of the methodology

5.2.4.1.1 Comparison with prioritization based on impact contribution analysis

Impact contribution analysis (ICA) is often used to prioritize data collection in an LCA study. Figure 5.5 presents the comparison of IC ranking based on ICA versus GSA for the ethanol production from sugarcane, BR product system. It highlights different rankings depending on the prioritization methodology. The most sensitive midpoint IC is land transformation, whereas this IC is the least contributing midpoint to EQ impact score. In addition, the three most impacting ICs are not ranked as the most sensitive ICs. This figure underlines that prioritizing regionalization efforts based on ICA can mislead LCA practitioners by leading them to focus their data collection effort on ICs that have a low sensitivity index and thus a low potential for uncertainty reduction. Moreover, ICA does not make it possible to rank LCA phases to prioritize between inventory regionalization or spatialization. GSA appears to be more relevant than ICA to IC ranking and LCA phase ranking for this specific example. The relevance of GSA as compared to ICA for IC ranking should be studied for all the product systems of the different economic sectors.

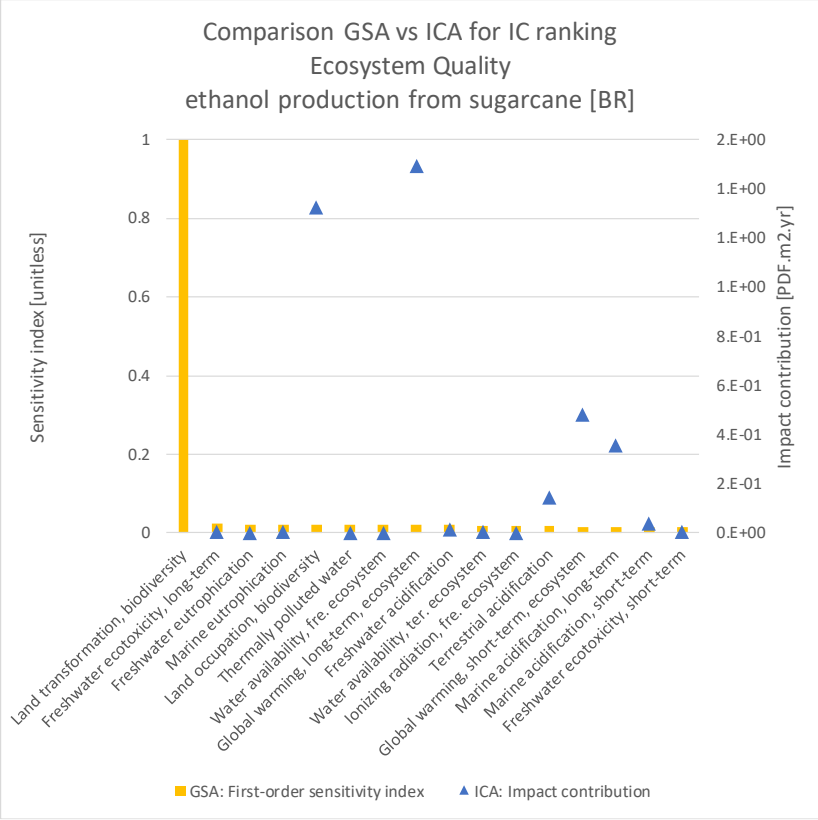


Figure 5.5 – Comparison of GSA and impact contribution analysis (ICA) for IC ranking for EQ endpoint IC for the ethanol production from sugarcane, BR product system. ICs are sorted in decreasing order for GSA.

5.2.4.1.2 Prioritization of additional data collection for inventory regionalization and inventory spatialization

GSA performed in our case studies focuses on the second step (IC ranking) and the third step (LCA phase ranking) of the proposed stepwise methodology. In the fourth step of the proposed methodology, data that requires further collection for inventory regionalization and inventory spatialization should be identified. As explained before, we recommend carrying out the fourth step by performing a GSA. As the second and third steps are based on GSA, in the fourth step, the practitioner can focus on the most sensitive parts of the LCA model, i.e. on selected ICs and on LCI or LCIA variables. It may considerably reduce the number of input variables to test for sensitivity during the GSA in the fourth step. However, the model on which 4th step GSA should be performed still has hundreds to thousands of input variables with a high order of interactions between them. Therefore, estimating sensitivity indices for this model could still be

computationally intensive (Evelyne A. Groen, Bokkers, Heijungs, & de Boer, 2017). In addition, LCA practitioners may not have the time or tools to perform a GSA. Alternatively, if the IC and LCA phases have been prioritized based on GSA, ICA could be used for the fourth step since it is less time consuming and already implemented in all LCA software and because the LCA practitioner would at least be focusing on the most sensitive part of the model.

5.2.4.2 Challenges in the operationalization of the methodology

5.2.4.2.1 Setting the acceptable level of uncertainty

The first step of the proposed methodology is to set the target level of acceptable uncertainty for decision makers. It may be challenging to identify and quantify the targets, and this may be related to (i) the confidence level between two scenarios in the comparison or (ii) the distribution of the results themselves when the purpose is not to compare scenarios. (i) may be quantified by using statistical tests between scenarios to assess the robustness of the conclusion and compare the confidence level set by the decision maker (Henriksson et al., 2015). For instance, scenario A would be considered better than scenario B if the confidence level is higher than 75%. (ii) may be quantified by calculating a statistic measure of the dispersion of the results as, for instance, the coefficient of variation (standard deviation divided by mean value), interquartile ratio or any metric reflecting the results' uncertainty. The choice of statistic measure of dispersion should be consistent with the properties of the result (underlying distribution, negative results, null mean, etc.).

In both cases, considering LCA practitioners' and decision makers' lack of knowledge and experience working with statistical tools, setting the target level of acceptable uncertainty may be a challenging task. In addition, this target level must be realistic with regard to the expected level of uncertainty of the different LCA studies. For instance, consequential LCA and prospective LCA are expected to be more uncertain by nature (Herrmann et al., 2014). Setting the acceptable level of uncertainty can also be part of the iterative process in LCA: uncertainty may be reduced step by step, and the decision maker may decide when he/she is comfortable with the uncertainty level. Further research and experiments on the meanings of acceptable uncertainty for decision-making and how to realistically assess it quantitatively must be conducted.

5.2.4.2.2 Uncertainty inputs in LCA

The proposed methodology fully relies on uncertainty assessment. Therefore, the results strongly depend on what type of uncertainty is included in the model and the way this probability is modeled. In this research, we only included parameter uncertainty from LCI and LCIA. We do not account for scenario or model uncertainty of the LCA model. The uncertainty of LCI variables, as defined in ecoinvent v3.3, includes an estimation of their variability and part of their epistemic uncertainty. The variability component of LCI uncertainty contains spatial variability, as well as other variability sources. Therefore, if LCI sensitivity is predominant, additional data collection may be required to obtain more representative data to better describe the spatial variability (inventory regionalization) or more representative data in general, not only focusing on spatial variability. The uncertainty of LCIA variables, as defined in our case studies, only accounts their spatial variability due to the loss of information when aggregating CFs from the native scale to a larger country, continent or global scale.

To expand the use of our proposed methodology to prioritize data collection for any kind of data, not only spatial data, other sources of uncertainty for LCIA parameters should be added, such as the basic uncertainty of CFs from the LCIA model itself.

5.2.4.2.3 Correlations in LCI and LCIA

Correlations in LCA could affect the validity of an uncertainty assessment (E.A. Groen & Heijungs, 2017). Here are some correlations in LCA.

- LCI correlation
    - Physical correlation within the unit process itself, like mass balance. For instance, the CO_2 emissions from the combustion of carbon-based fuel in a vehicle should be correlated with the quantity of fuel.
- LCIA correlation for regionalized ICs
    - Spatial correlation at the product system level: Each unit process should have its own location so the location of each unit process in a product system should be decorrelated. Therefore, different sets of CFs for each unit process in the product system should be used for each Monte Carlo iteration.
    - Spatial correlation between ICs (inter ICs): For a unit process, the chosen random region during one iteration should be consistent across all regionalized ICs, i.e. ICs should be spatially correlated.

- Spatial correlation between CFs within an IC (intra CFs): For a unit process and for one IC, the chosen random region during one iteration should be consistent across all regionalized CFs, i.e. CFs should be spatially correlated.

We only accounted for certain correlations in the uncertainty assessment of our case studies. Regarding LCI correlation, we only considered the physical correlation in LCI unit processes for water elementary flows and land transformation elementary flows. Regarding LCIA correlation, the same set of CFs is used for all unit processes in a product system during one Monte Carlo iteration because the inventory is aggregated before characterization (traditional LCA calculation). In addition, CFs are independently sampled between ICs and within IC during Monte Carlo analysis. Because we only considered spatial variability in the CF, the random sampling of a CF is basically identical to choosing a CF for a given region. Therefore, the location of the unit process is not consistent across ICs and across CFs for a given IC. The assumption of independent CF sampling may explain the high sensitivity of land transformation and water availability. Indeed, the respective elementary flows entering and leaving same unit process are characterized by two different CFs. We only account for the intra CFs spatial correlation for the elementary flows of a unit process associated with the same land use type for land transformation because it is straightforward to implement (the same CF value is used at each iteration for the same land use type, we just switch its sign from *from* to *to*). Implementing intra CFs spatial correlation for other elementary flows for land transformation and water availability is more challenging. Indeed, water flows entering and leaving a unit process are not released in the same compartment as are characterized by different CFs. In the same way, the land is rarely transformed from one land use type to the same land use type. When there is a change in land use type, different CFs that are not from the same distribution should be used. We would have had to use a GIS software and invest in efforts beyond the resources available for this study.

One way to test whether intra CFs spatial correlation is important to implement would be to test the distribution of the LCIA sensitivity among {EF|unit process} for land transformation and water availability. To do so, it is possible to calculate an inequity measure like the Gini coefficient, as done by Reinhard et al. (2016), for the distribution of the impact contribution between unit processes. If the inequity measure is low, the sensitivity is equally spread between {EF|unit process} and intra CFs spatial correlation has a significant influence and should be implemented. This should be tested in the future.

The best way to account for LCIA spatial correlations is to perform Monte Carlo using regionalized LCA calculation (C. L. Mutel & Hellweg, 2009; C. L. Mutel et al., 2012). However, this increases computational time. Further research and tool adaptation is needed to properly address correlations in LCA, especially regarding spatial correlation when performing regionalized LCA. It could be a way to reduce the model uncertainty in LCA. In addition, seeing as the same LCI data is used to calculate all ICs, regionalizing the inventory for one IC may lower the uncertainty of other ICs.

5.2.4.2.4 Requirements for implementation in current practices

To operationalize our methodology, uncertainty sources from both LCI and LCIA variables should be considered. Most available LCA software makes it possible to account for the uncertainty from LCI variables during Monte Carlo sampling. However, to our knowledge, probability distributions for LCIA variables can currently only be set with openLCA and Brightway.

Besides, uncertainty information on CFs is often missing in LCIA methods or provided in an unusable format. When provided, often only the extrema, the mean or the standard deviation are given. This type of information is not sufficient for Monte Carlo sampling as implemented in software, since software require probability distributions and are often restricted to limited standard probability distribution functions (uniform, triangular, normal, lognormal, etc.). In some cases, it is challenging to perfectly fit a probability distribution on the histogram of sampled CF. For instance, for some IC in the IMPACT World+ method, the histogram representing the sampled CF is multimodal. New computational approaches that directly sample the values from the CF histogram would solve this issue if LCIA developers provided the histogram with the originally sampled CF.

GSA for IC ranking (step 2) and LCA phase ranking (step 3) is divided into two tasks: (1) the uncertainty analysis based on Monte Carlo simulation and (2) the calculation of sensitivity indices, as described in Section 5.2.2.2.1. The computational time to analyze one product system with GSA for step 2 and 3 only is less than a minute using Brightway, mainly due to the computational time for the Monte Carlo sampling. The estimation of sensitivity indices for the IC ranking and LCA phase ranking models is quick, since the models are simple (one-order model and two-order uncorrelated model) and have very few input variables. Computationally speaking, we proved that steps 2 and 3 of our methodology could be implemented in standard LCA software to enhance the interpretation of LCA results with regard to sensitivity analysis and guide LCA practitioners in an

efficient data collection effort. The 4th step of the methodology requires a GSA that may involve hundreds to thousands of variables to be tested. The time to run a GSA increases with the number of input variables and the level of interactions between them and further development may therefore be required to reduce computational time in GSA before implementation in standard LCA software.

Computational time for meta-analysis of a sector is longer, as Monte Carlo sampling should be performed for all product systems belonging to the same sector. Implementing other sampling techniques alternative to Monte Carlo samplings, like Latin hypercube or quasi-Monte Carlo sampling, could lower the computational time (E.A. Groen, Heijungs, Bokkers, & de Boer, 2014). Another avenue to improve the computational time to precompute once Monte Carlo impact scores for a database with an LCIA methodology allowing LCA practitioner to reuse Monte Carlo impact scores without performing the Monte Carlo simulation themselves (Lesage, Mutel, Schenker, & Margni, 2018).

5.2.4.3 Discussion on the results of the case studies

5.2.4.3.1 Use and limits of results for the meta-analysis per sector

The results of the sector-specific meta-analyses aim to provide general recommendations for IC ranking and LCA phase ranking that may be used for any product system in the sector without performing a specific analysis for the product system. Pre-calculated results for all sectors would enable LCA practitioners to prioritize their regionalization effort for any product system in the analyzed sectors without needing to perform a GSA themselves. However, if the analyzed product system is poorly represented in the original database describing the sector or if the product system is a disruptive technology, the meta-analysis may not provide representative results.

The rank of the most sensitive IC and LCA phase depends on the LCI database and LCIA methodology. It would be relevant to apply the meta-analysis to different LCI databases and LCIA methodologies to test robustness and/or complete the results per sector. Unfortunately, most LCI databases do not provide the uncertainty information required.

5.2.4.3.2 Importance of integration of LCIA regionalization

The meta-analysis of the two sectors shows that inventory spatialization should be prioritized for almost all regionalized ICs because CFs are more sensitive variables than LCI variables. This suggests the need for LCA software developers and LCIA methods developers to implement and facilitate the use of regionalized LCIA methodology. It also highlights the need to include the spatial variability of regionalized CFs when performing uncertainty or sensitivity analysis in LCA. Nevertheless, this recommendation should be better supported by a systematic analysis of all sectors in an LCI database.

5.2.4.4 Potential adaptation for future work

The proposed methodology was designed to prioritize regionalization efforts by accounting for uncertainty related to spatial variability. This approach may be adapted to any type of uncertainty by developing a similar methodology based on GSA, including all uncertainty sources. Steps 1, 2 and 3 would remain relevant for this methodology.

Here, we performed the meta-analysis differentiating product systems in their economic sectors. Performing a meta-analysis differentiating the product systems based on geographic location (e.g. their country) may help identify potential patterns regarding the need for data collection depending on geographic location. It may be a complementary avenue to provide specific recommendations for data collection.

5.2.5 Conclusion

We proposed a stepwise methodology for LCA practitioner to prioritize data collection for regionalization purposes based on global sensitivity analysis (GSA). It makes it possible to rank the most sensitive impact categories (ICs) within a given endpoint (step 2) and identify whether the LCI or LCIA group of variables is the most sensitive LCA phase (step 3). We recommend using the methodology to efficiently prioritize regionalization efforts between ICs and between inventory regionalization or inventory spatialization.

The use of GSA instead of impact contribution analysis (ICA) to prioritize the data collection effort enables modellers to focus on the most sensitive data with the highest potential for uncertainty reduction. It also makes it possible to prioritize efforts between inventory regionalization or inventory spatialization, which is not feasible with ICA. However, further improvements, such as accounting for LCIA spatial correlations and better computational times for GSA, are required to

implement it in LCA. We proved that the implementation of steps 2 and 3 of our methodology is computationally feasible and therefore invite current LCA software providers to unlock this new horizon in LCA interpretation.

We also demonstrated through a meta-analysis of two sectors that it is possible to derive sectorial recommendations regarding the ICs and LCA phases that should constitute regionalization priorities. By expanding the analysis to all sectors in an LCI database, one could derive recommendations to support LCA practitioners and LCI database developers in defining their strategies for regional data collection to lower the uncertainty of LCA results. The proposed methodology is primarily designed for regionalization purposes, i.e. to reduce the uncertainty related to spatial variability. Nevertheless, it may be adapted to other types of uncertainty to help prioritize data collection efforts.

5.2.6 Acknowledgments

We acknowledge the financial and technical support of IFP Energies nouvelles and of the industrial partners of the International Chair in Life Cycle Assessment (a research unit of the CIRAIG): Arcelor-Mittal, Hydro-Québec, LVMH, Michelin, Nestlé, Solvay, Optel Vision, Total, Umicore.

CHAPITRE 6 ARTICLE 3: SPATIALIZATION OF A TAILORED LIFE CYCLE ASSESSMENT DATABASE IN THE AGRI-FOOD SECTOR

6.1 Présentation de l'article

Cet article présente un cas d'application pour la spatialisation à court terme d'une base de données ACV d'une organisation du secteur agroalimentaire.

Ces travaux ont été réalisés en partenariat avec Nestlé et ont été utilisés dans leur outil d'éco-conception interne. Outre le directeur de recherche, les collaborateurs de cet article sont Urs Schenker, ingénieur de recherche chez Nestlé, et Dominique Dawson, étudiant et stagiaire chez Nestlé.

Les auteurs de cet article sont Laure Patouillard, Urs Schenker, Dominique Dawson et Manuele Margni. Cet article a été soumis en janvier 2017 dans *Journal of Industrial Ecology*. Le matériel supplémentaire publié avec l'article est disponible en Annexe D.

6.2 Manuscrit de l'article

6.2.1 Introduction

The life cycle assessment (LCA) aims to evaluate the potential environmental impacts of goods and services throughout their life cycles (International Organization for Standardization (ISO), 2006a, 2006b). An inventory of resource consumption and emissions throughout the entire life cycle is first compiled and then assessed for different impact categories. For certain impact categories (e.g. *global* impact categories such as global warming), characterization factors (CF) values are independent of the emission locations (European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2011). For others, the assessed potential impacts depend on the emission location and are influenced by local conditions, such as aquatic acidification (Roy et al., 2013). The regionalization concept was introduced in LCA in the 90's (B. W. Vigon et al., 1993b) and gained prominence in the past decade. In LCA, it refers to the increase in representativeness when describing a process or phenomenon with spatial variability (Patouillard et al. 2016). Using regionalization in LCA is a way to increase the robustness of the results: increase accuracy and reliability and reduce the overall uncertainty. Accuracy refers to the results' capacity

to reflect reality. Reliability refers to the dispersion of the results because of uncertainty due to the use of too generic data.

Regionalization may be carried out in the life cycle inventory (LCI) and life cycle impact assessment (LCIA) phases. Regionalization in the LCI phase aims to obtain an inventory description that is more representative of the study's geographic coverage (Bellekom et al., 2006; A Ciroth & Hagelüken, 2002b; Steinberger et al., 2009). Impact regionalization in the LCIA phase refers to the calculation of spatially differentiated CFs for a same elementary flow (EF) occurring in different locations. The choice of a relevant spatial resolution for a regionalized impact category (native resolution) is up to the LCIA method developers. It is based on the main drivers for geographic variability but is often driven by data availability and differs from one impact category to another. CFs may also be aggregated from the native to the sub-country (e.g. province, state, etc.), country or continent resolution scales, as in the IMPACT World+ regionalized impact assessment methodology (Bulle et al., 2018). Aggregated CFs help to ensure appropriate matching with LCI, which is often regionalized at the country level. Aggregation is obtained at the price of greater uncertainty (as compared to native CFs) due to spatial variability (Bourgault, 2013). Inventory spatialization refers to the process of associating geographic information and elementary flows (EFs) such as the exact known location, or country, or continent or archetype in order to apply the most relevant regionalized CFs (native or aggregated CFs).

Moving from generic to regionalized LCAs may induce a substantial additional workload for the LCA practitioners and database developers (Baitz et al., 2012). To avoid an uncontrolled increase in study costs and computational costs, regionalization efforts must be prioritized (Patouillard et al. 2016). Regionalized LCI DBs such as ecoinvent v3 (Weidema B P et al., 2012) and the Québec Life Cycle Inventory Database (Lesage & Samson, 2013) were developed to better reflect the specificity of data from different regions. Regionalized DBs help LCA practitioners build more representative inventories. However, LCA practitioners traditionally characterize their inventories using generic CFs with potentially high uncertainty related to spatial variability. However, an LCA practitioner may want to spatialize part of the inventory for the impact indicators selected for their relevance to the activity in order to increase the robustness of the results. The data collection efforts required to spatialize the inventory may be significant depending on the number of EFs to spatialize and the level of spatialization that is sought (are aggregated CFs at a country level representative enough or is it better to use native resolution?). The workload to implement regionalized LCAs

will also depend on the methods for regionalized LCA calculation (C. L. Mutel & Hellweg, 2009; C. L. Mutel et al., 2012) and the features of the LCA software (e.g. inclusion of a geographic information system (GIS) or not). Of course, a spatialization procedure only makes sense if regionalized CFs are available, as provided by LC-IMPACT or IMPACT World+ (Bulle et al., 2018; Verones et al., 2016). From a practical perspective, one way to reduce the LCA practitioners' workload for spatialization in a given business context is to spatialize all the DB datasets relevant to an organization's activities upfront, i.e. when datasets are initially designed and data collected. A tailored LCA DB would specifically reflect the spatialization and regionalization of the organization's sourcing regions.

The main purpose of this article is to propose a tailored operational approach to prioritize efforts to spatialize inventory DBs to better reflect the supply chain of a specific organization. To achieve this, our first goal was to develop the approach to spatialize the inventory of a DB in a current LCA tool used for ecodesign in the agri-food sector. We then illustrated the relevance of the approach through a case study comparing vegetarian and beef burgers. Finally, we derived recommendations to prioritize efforts to spatialize inventory DBs.

6.2.2 Methods

This section provides an overview of the EcodEX LCA tool, an internal tool to support ecodesign at Nestlé. We then describe the approach developed to spatialize the life cycle inventory DB and explain the case study used to illustrate the relevance of the spatialization approach.

6.2.2.1 Description of the EcodEX LCA tool

EcodEX is a simplified ecodesign tool that was specifically developed to assess food products (Schenker, Espinoza-Orias, & Popovic, 2014). Nestlé is a multinational food company that relies on the tool in the product development process to evaluate the environmental performance of product design alternatives. The tool makes it possible to assess the impact scores of the entire life cycle of a typical food product for five environmental impact indicators: greenhouse gas emissions, land use, freshwater consumption, non-renewable energy and minerals and ecosystems quality. The general LCA methodology of the tool is closely aligned with the ENVIFOOD Protocol (Food SCP RT, 2013) and the European Commission's Environmental Footprint Guide (European Commission, Joint Research Centre, & Institute for Environment and Sustainability, 2012). An

EcodEX user can select predefined LCI datasets for ingredients, packaging, processing, distribution, consumer use and end of life. The EcodEX LCI DB integrates datasets from ecoinvent DB (R Frischknecht et al., 2005) and the World Food LCA DB (WFLDB) (Lansche et al., 2013), as well as internal data, especially for recipes.

The original version of the EcodEX tool considered indicators at the inventory level for land use and water use (in squared meters × year (m2.yr) and m3 respectively). To increase the relevance of the LCA results and account for spatial variability, we introduced regionalized impact indicators by using regionalized CFs taken from the IMPACT World+ methodology (Bulle et al., 2018). For water use, the AWARE method, which is recommended by the UNEP/SETAC Life Cycle Initiative, was used to assess water consumption impact assessment in LCA (A. M. Boulay et al., 2015). The native resolution for this impact category is the sub-watersheds. For land use, the selected impact category is based on the de Baan et al. method for land occupation (de Baan, Mutel, et al., 2013), which quantifies the potentially disappeared fraction of species depending on the type of land use (agricultural, pasture, urban, managed forest). The native resolution for this impact category is the biome. Land transformation is not included as an impact indicator. To give an idea, the United States is divided into 746 sub-watersheds and 11 different biomes. Different levels of regionalization are available for CFs in IMPACT World+. Native resolution CFs may be aggregated at the country, continent or global level. The more a CF is aggregated, the greater its association with uncertainty due to spatial variability (Bourgault, 2013).

6.2.2.2 Specific method to spatialize the EcodEX database

The stepwise method developed to spatialize the EcodEX DB is described in Figure 6.1. Seeing as human and financial resources are limited, the spatialization effort was first prioritized. A restricted set of the most relevant LCI datasets from the EcodEX DB was selected for further investigation. They correspond to datasets that are associated with products that most contribute to the organization's overall impact score for the selected impact categories and which are more likely to be used by EcodEX users (more details on 6.2.2.2.1). Each dataset consists of a set of processes that generate EFs. The most relevant EFs and associated processes ({EF|process}) of each selected LCI datasets (i.e. the most contributing EFs to the impact score for each impact category) were selected to be spatialized. Then, data were collected on the spatial distribution of each selected

dataset to spatialize the pairs {EF|process}. Finally, the data collected for spatialization were implemented into the EcodEX tool to recalculate the impact scores with updated regionalized CFs.

Efforts to prioritize the spatialization of the EcodEX LCI datasets and related EFs rely on the ready-to-use approach proposed by Patouillard et al. (Patouillard et al. 2016). Most relevant LCI datasets and corresponding EFs were identified based on an impact contribution analysis when their contribution was above a cut-off value. The identification of the most contributing datasets is relative to the context of a specific organization (Nestlé, in this case) and the selected environmental indicators (land use and water consumption impact scores, in this case). Cut-offs were applied to impact contribution.

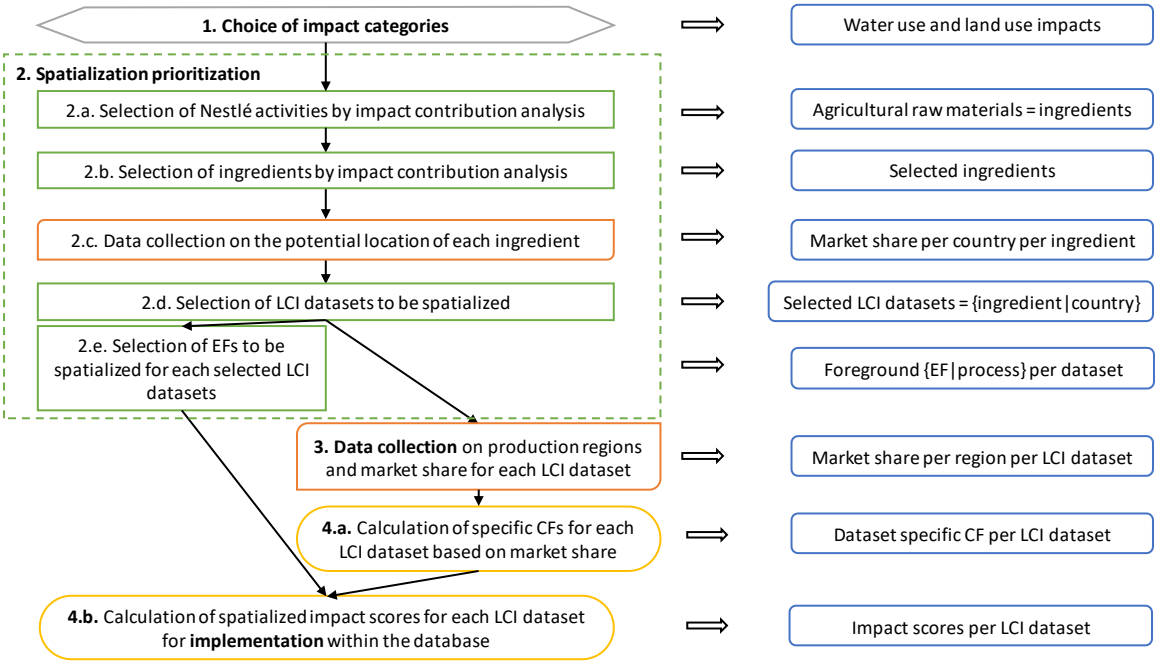


Figure 6.1 - Detailed steps to spatialize the EcodEX DB

Figure 6.1 describes the detailed steps to spatialize the EcodEX DB for spatialization prioritization, additional data collection and implementation in the DB. Sections 6.2.2.2.1 and 6.2.2.2.2 provide further information on Figure 6.1.

6.2.2.2.1 Prioritize the spatialization of the EcodEX database

First, a contribution analysis of the environmental impacts of all Nestlé activities was conducted to determine the datasets associated with the Nestlé activities that most contribute to the selected impact categories (step 2.a). An internal study on the environmental life cycle impacts of all Nestlé

activities worldwide was used to do so (Quantis, 2013). The study follows the categorization of the GHG protocol (World Business Council for Sustainable Development (WBCSD) & World Resources Institute (WRI), 2004) into scopes 1 to 3 and further splits scope 3 emissions into categories defined in the GHG Protocol Corporate Value Chain Accounting and Reporting Standard (World Business Council for Sustainable Development (WBCSD) & World Resources Institute (WRI), 2011). The assessment clearly showed that scope 3 EFs dominate freshwater consumption and land use. Furthermore, category 1 *Purchased Goods and Services* within scope 3 is responsible for the vast majority of impacts, since purchased agricultural raw materials contribute up to 90% to freshwater consumption and 95% to land use of food products, as observed in other case studies (Sebastien Humbert, Loerincik, Rossi, Margni, & Jolliet, 2009). Notably, freshwater consumption by factories (process water for cleaning, cooling, etc.) is estimated to be approximately 3.3% of the total freshwater consumption (Nestlé, 2015). In addition, only about 5% of the factories are located in water-stressed areas or represent a significant portion of the water withdrawals, and actions are taken for those factories to reduce their water consumption. Therefore, it was decided to focus the spatialization effort on agricultural raw materials only, referred to as *ingredients* here, and omit the spatialization of water consumption by factories.

Second, a selection of priority ingredients to be spatialized was determined based on the ingredients' relative contribution to the environmental impacts among all the ingredients used by Nestlé (step 2.b). The list of ingredients purchased annually by Nestlé provides the amount of each ingredient. These amounts were linked to a dataset from ecoinvent or the WFLDB to model their respective upstream impacts. If no specific dataset was available, a proxy was used. Since there were too many purchased ingredients to link in a reasonable amount of time, a cut-off was applied at the inventory level to exclude ingredients that contributed less than 2% to the total mass. However, it would have been better not to apply such mass cut-off if possible, as a small mass contribution could generate a large impact contribution. Ingredients that contribute less than 2% to the total impacts (for land use and water consumption inventory indicators, respectively) were excluded. The remaining ingredients were selected to be spatialized.

Third, relevant LCI datasets for each ingredient were selected to be spatialized (steps 2.c and 2.d). In the EcodEX DB, each ingredient is associated with an LCI dataset extracted from ecoinvent, WFLDB or Agrifootprint DBs. Different LCI datasets are often available for a single ingredient depending on the sourcing country. Therefore, each LCI dataset represents an ingredient produced

in a country and is referred to as pair {ingredient|country}. Nestlé typically sources its ingredients from the largest exporters of food ingredients worldwide and only LCI datasets representing top-three exporting countries for each ingredient (if LCI datasets available) were selected to be spatialized.

Finally, only EFs from the direct use of water and land for agricultural activities in each LCI dataset (i.e. foreground EFs) were identified to be spatialized (step 2.e). They refer to EFs for water for irrigation and land use in agricultural activities, including feed cultivation for animal production. Foreground EFs represent the majority of the impacts for most of the selected LCI datasets. Among the foreground EFs, a 1% cut-off was applied to reject EFs with a small impact contribution. Furthermore, we applied the same geographic distribution to all foreground EFs for animal datasets, regardless of whether the EFs were from animal or feed production. In doing so, we assumed that the regions that produce feed and animal are the same which do not really reflect the reality.

6.2.2.2.2 Data collection strategy to spatialize the identified LCI datasets and implementation in the EcodEX database

The objective of the spatialization is to identify the regions where EFs occur and link them to the corresponding regionalized CFs. The geographic distribution of the selected foreground EFs is approximated by the geographic distribution of an ingredient's production within each selected country ({ingredient|country}). Additional data were collected to identify the production regions within the country of each {ingredient|country} and their respective market shares relative to the country (step 3). The resolution of production regions often corresponds to the country's administrative sub-regions. If no market share data were available, the production share was divided evenly between the identified production regions. If no data were available on production regions, the production share was divided evenly between all the sub-regions in the country. Because the native resolution of each impact category is different from the resolution of the production regions, the production share of each production is divided evenly between the watersheds or biomes (native regions) intersecting with the production region. Then, specific CFs for each LCI dataset (defined dataset-specific CFs) were calculated by aggregating the native CFs weighted by the share of the ingredients in each native region (step 4.a).

The dataset-specific CFs were applied to characterize the foreground EFs selected for spatialization (step 4.b). For water use, background EFs were characterized using country, continental or global average CFs depending on the information that was available on the location within the background DB. For land use, background EFs were characterized using global average CFs differentiated per land use type.

6.2.2.3 Case study: beef versus vegetarian burgers

A case study based on a Nestlé product comparison was carried out on a beef burger and a vegetarian burger, considering ingredients from regions with different levels of water scarcity. The functional unit was defined as *one prepared burger at the grocery store*. All similar life cycle steps were excluded from the boundaries of both systems (packaging, freezing, transportation, etc.). The sourcing regions of the ingredients are described in Table 6.1. The mass of each ingredient used in the recipe does not depend on the location, but their background inventory varies based on location. The recipe is confidential.

Table 6.1 – Sourcing regions for main ingredients in the burger case study

Beef burger	**Vegetarian burger**
Beef from the United States (US)	Soybean from Brazil
Beef from Australia	Soybean from the US
	Potatoes from the US
	Cereals from Germany
	Onions from Switzerland

6.2.3 Results

This section describes certain facts on the spatialized datasets and the effort to spatialize them. It then analyzes the influence of the spatialized datasets in EcodEX by systematically comparing characterized LCI datasets before and after spatialization. Finally, the influence of the spatialization on the LCA is illustrated and discussed through the case study.

6.2.3.1 Facts on the EcodEX database spatialization

With prioritization, 92 LCI datasets were spatialized for water use and land use, representing 10% of the LCI datasets within EcodEX and covering 88% of the total water consumption and 93% of the total land use related to all Nestlé activities. Since the spatialized datasets are linked to others (for instance, milk is linked to cream production), approximately 50% of the LCI datasets within EcodEX were spatialized. The datasets were associated with agricultural products (meat, dairy products, cereals, nuts, etc.) from different production regions in the world. During the prioritization phase, the top contributors for water use were coffee, cocoa, vegetable fats and oils, cereals and grains, dairy products, nuts and seeds and vegetable and leguminous seeds. The top contributors for land use were dairy products, coffee, meat, cocoa, cereals and grains, pet care meat, sucrose, starch derivatives and vegetable fats and oils. These categories were further split into more specific ingredients (e.g. dairy products were split between milk, cream, butter, etc.). On average, 61% of the water EFs and 57% of land EFs per dataset were spatialized. About 25% of the LCI datasets for water and 35% for land have less than 30% of the water or land EFs spatialized because most of the water and land use occurs in the background.

We estimate that approximately 250 work hours are required to spatialize the priority datasets. In total, 60% of these hours were spent for additional data research for spatialization (Table 6.2). When compared to the expected spatialization efforts for the entire DB (approximately 1 520 hours), the amount of work is considerably less.

Table 6.2 – Distribution of work hours for EcodEX spatialization

Spatialization steps		**Time spent (hours)**
LCI dataset prioritization	LCI dataset selection	42
	{EF|process} pair identification for spatialization	33
Additional data research for spatialization		154
Implementation with the calculation of dataset-specific CFs		20

6.2.3.2 Influence of spatialization on the impact scores of the selected LCI datasets

To analyze the influence of spatialization, the water use impact scores with and without spatialization were compared for the selected LCI datasets of the EcodEX DB for 1 kg of the ingredient, as per Figure 6.2. Impact scores without considering spatialization are characterized by the same global default CFs. Corresponding results for land use indicators are available in the SI. As illustrated in Figure 6.2, approximately 81% of the LCI datasets have impact scores with spatialization lower than the impact scores without spatialization. For 98% of these LCI datasets, the difference is explained by the dataset-specific CFs calculated for spatialization, which are lower than the global default CF. This observation suggests that agricultural activities occur in regions where water is more abundant than the global average because water is needed to grow plants. For LCI datasets which impact scores with spatialization are higher than the impact scores without spatialization, production regions are located in more water scarce region than the global average. For 46% of LCI datasets, impact scores with spatialization are reduced by at least a factor 2 or up to a factor 10 as compared to the impact scores without spatialization, demonstrating the influence of a spatialized DB.

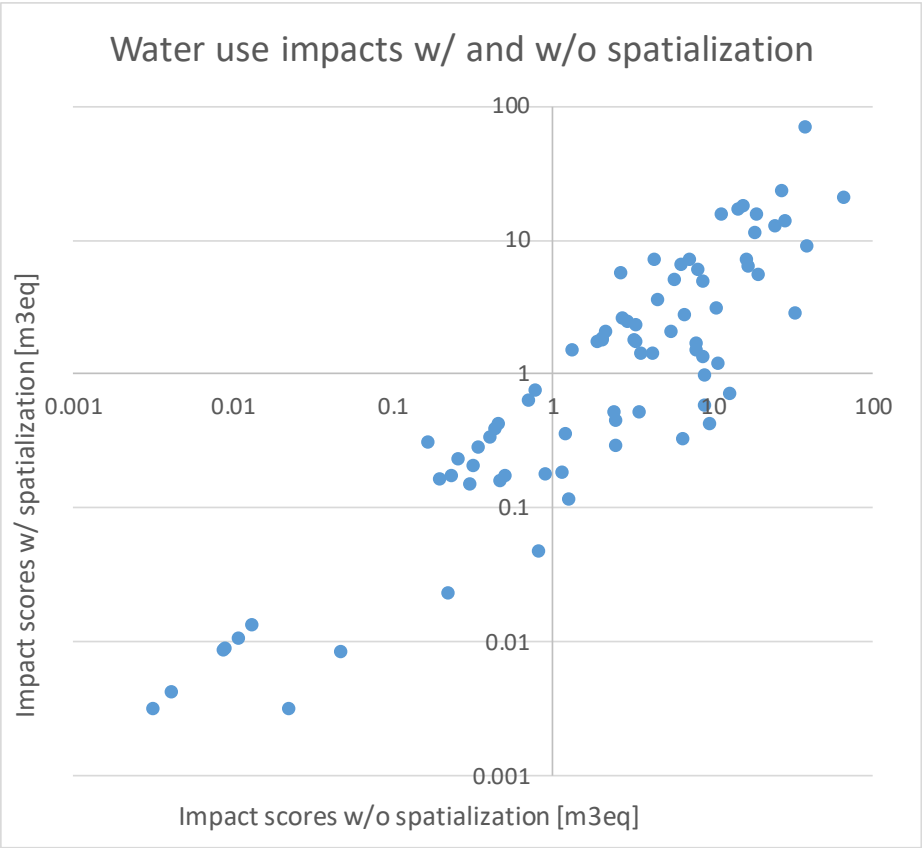


Figure 6.2 – Scatter plot of impact scores for LCI datasets chosen for spatialization with and without regionalized CFs in m^3eq

6.2.3.3 Illustration of the application of the spatialized EcodEX database in a case study

This section elucidates how EcodEX spatialization may influence the conclusions of an LCA study and improve the discrimination power of LCA in product comparisons.

As LCA results often show, inventory indicators lack environmental relevance (Bare, Hofstetter, Pennington, & Haes, 2000). Moving from an inventory indicator to an impact indicator (characterizing the former) may invert the ranking of the different options, as shown in Figure 6.3. Results that address spatialization reveal that sourcing beef from the US has less impact than sourcing it from Australia for the beef burger and sourcing soy from the US has less impact than sourcing it from Brazil for the vegetarian burger. The best sourcing locations determined for each burger were inverted by only looking at the inventory indicator, and results showed that the vegetarian burger is still the best option as compared to the beef burger, regardless of the sourcing location of the main ingredients or the spatialization of the DB. Indeed, the amount of water

required to raise beef is significantly higher than the water requirement for 1 kg of soy. Note that the proportion of foreground water EFs spatialized in the different options is 59% for the beef burger in Australia, 78% for the beef burger in the US, 95% for the vegetarian burger in Brazil and 92% for the vegetarian burger in the US.

The results show that the impact scores—and therefore the conclusions of a comparison—may be influenced by the regionalization level of the applied CFs (global, country, native resolution), as illustrated in Figure 6.3. The deterministic impact score will differ significantly based on the use of native resolution or aggregated CFs. For instance, water use impacts using country + dataset-specific CFs are reduced by almost half for the beef burger in the US as compared to the use of global default CFs. Furthermore, the conclusions of the comparison may also be affected. For example, one may conclude that it is better to produce a vegetarian burger in the US based on the global default CFs whereas a vegetarian burger produced in Brazil is better when using country CFs.

Figure 6.3 shows that the higher the CF resolution, the lower the uncertainty of the impact scores related to spatial variability. Whiskers on the bars in Figure 6.3 represent the minimum and maximum impact scores considering the spatial variability of aggregated CFs (global or country) and dataset-specific CFs. Note that the spatial variability from the global to the country regionalization level remains about the same. Indeed, the countries selected for the case study (US, Brazil and Australia) are very vast and there is a high spatial variability for water scarcity within each country. Moving to regionalized CFs at native resolution is therefore critical for large countries in order to reduce the spatial variability of the results.

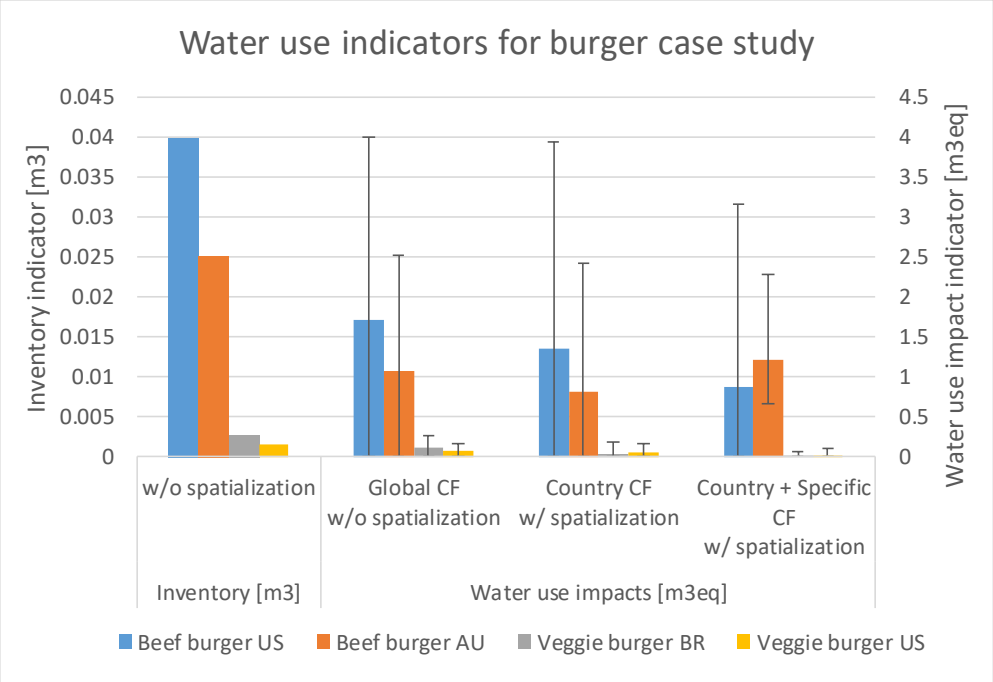


Figure 6.3 – Water impact scores for the burgers for inventory indicators (left Y-axis) and impact indicators (right Y-axis). Uncertainty bars show the min.-max. range due to the spatial variability of the CFs.

6.2.4 Discussion

The uncertainty due to the spatial variability associated with aggregated CFs (global, country) is higher than the uncertainty due to the spatial variability for native resolution CFs. Therefore, conclusions tend to be more certain when using CFs at a native level of regionalization (supposing that geographic data for spatialization is reliable). This is the reason why we chose to spatialize the DB at native resolution for the selected impact categories. However, it was still a challenge to find reliable data to describe the geographic distribution of the EFs. The resulting uncertainty brought about by the use of unreliable data during the additional data collection step was not considered in our calculations but should be assessed in the future to provide a better overview of the uncertainty of the LCA results.

Even if the dataset-specific CFs resulting from DB spatialization are uncertain, they more accurately represent the potential impacts for specific datasets than country-based aggregated CFs. Indeed, CF aggregation at country level in IMPACT World+ is weighted by the probability of the geographic distribution of the EFs (i.e. the amount of water consumed, or land used in each native

region within the country) without differentiating the technologies generating these EFs. The probability for the geographic distribution of EFs specific to each {ingredient|country} is estimated based on the market share of the nation's production. In other words, we assumed that the yield and resource consumption of a given dataset (water consumption or land use) are the same across the country. This assumption would be avoided if more regionalized datasets were available. In general, the geographic distribution of EFs should be differentiated by process and not only by datasets, which include many processes with potentially different locations.

Another option to spatialize the DB would have been to first regionalize the datasets by describing the datasets in each techno-region (inventory regionalization) and then spatialize the EFs in order to use native CFs, as in this study. However, much more time would have been spent on data collection. To determine whether it is worthwhile to regionalize the inventory, the technical variability of each process within the region where it is described should be assessed and only processes with high variability should be regionalized. Our attempt to spatialize the datasets based on the market share of national ingredient production in a given region seems to be an interesting compromise in terms of spatialization efforts and enhanced overall DB quality.

The purpose of regionalizing the characterization factors and/or spatializing the inventory is to reduce the uncertainty related to spatial variability in LCA results. Therefore, the datasets that are most likely to be an important source of uncertainty related to spatial variability should be regionalized or spatialized in priority (Patouillard et al. 2016). However, in this specific case, we did not have access to uncertainty information in the DB so we were not able to base our prioritization on an uncertainty contribution analysis. Instead, we based the prioritization on impact contribution analysis, as suggested by Patouillard et al. (Patouillard et al. 2016).

The prioritization of the development and/or regionalization in a DB depends on the expected use of the DB. In theory, efforts should be focused on datasets that are used regularly and which could significantly influence LCA results. Some LCA DBs are developed by organizations (company DBs) to be used for internal LCA studies. They are generally related to the specific sector in which the organization operates (e.g. the agri-food sector for Nestlé). Other DBs such as ecoinvent have multiple users in a large variety of sectors (general DBs). Therefore, the priority to spatialize datasets differs depending on their expected use. Company DB developers should focus their efforts on datasets that highly contribute to a company's overall environmental impacts since these

datasets are more likely to be used on a regular basis and may dominate the LCA results of company product portfolios. Focusing efforts on these datasets will enable a company to enhance the quality of its internal LCA studies. In this paper, we proposed an approach to perform this type of tailored spatialization. For general DBs, the highly contributing datasets are case specific according to the LCA application. So, the efforts to enhance the quality of the DB should first be focused on the datasets that are most often included in the other datasets of the DB (e.g. electricity production (Lesage & Samson, 2013)).

In our example, the choice of impact categories to be spatialized was an *ex-ante* choice made by Nestlé. In general, this choice could be made by performing a contribution analysis (an uncertainty contribution analysis, if possible) of midpoint to endpoint impact categories in order to identify the midpoint categories that should be spatialized in priority.

6.2.5 Conclusion

An operational approach to prioritizing efforts to spatialize inventory DBs has been set out here. The approach was implemented in a current LCA tool used for eco-design in the agri-food sector and tailored to an organization's product portfolios. It consists in prioritizing the datasets and EFs to be spatialized based on an impact contribution analysis, carrying out the additional data collection to spatialize the inventory and, finally, implementing it in the DB by calculating dataset-specific CFs for each prioritized dataset.

The case study demonstrated that the spatialization of the DB may alter the conclusions of an LCA study based on generic data. However, the uncertainty due to spatial variability remains significant. Using CFs regionalized at the country level may not discriminate LCA results. Regionalizing CFs for specific datasets has the potential to further reduce the uncertainty before spatialization at the native resolution specific to each impact category. Despite spatializing at native resolution eliminate the CF uncertainty due to spatial variability, it is rarely affordable in terms of resources and data availability. The additional uncertainty inherited by the geographic distribution of EFs was not quantified in our study and should be assessed in the future.

This approach may be adapted and applied to any inventory DB. Nevertheless, it would be more relevant to base the prioritization on an uncertainty analysis and not on a contribution analysis since the true purpose of DB spatialization is to reduce uncertainty. Regionalizing the datasets, i.e. better

describe the regional inventory data, before DB spatialization could also be a relevant option to reduce the overall uncertainty of LCA results.

CHAPITRE 7 ARTICLE 4: PRIORITIZING REGIONALIZATION IN CONSEQUENTIAL LIFE CYCLE ASSESSMENT: APPLICATION TO ALTERNATIVE TRANSPORTATION SCENARIOS USING PARTIAL EQUILIBRIUM ECONOMIC MODELING

7.1 Présentation de l'article

Cet article présente un cas d'application de la méthodologie de priorisation de l'effort de régionalisation présentée au Chapitre 5 en ACV conséquentielle (ACV-C) pour évaluer les conséquences environnementales d'une politique publique pour le transport en France.

Ces travaux ont été réalisés en partenariat avec IFP Énergies nouvelles et se basent sur l'utilisation d'un modèle économique d'équilibre partiel de type TIMES (TIMES-MIRET) représentant les secteurs du transport et de l'énergie en France qui est développé par IFP Énergies nouvelles. Outre les directeurs de recherche, ces travaux ont été menés en collaboration et ont été supervisés par Daphné Lorne, chargée d'étude économique à IFP Énergies nouvelles. Pierre Collet, chargé d'étude en ACV à IFP Énergies nouvelles, a également collaboré sur ces travaux.

Les auteurs de cet article sont Laure Patouillard, Daphné Lorne, Pierre Collet, Cécile Bulle et Manuele Margni. Cet article a été soumis en mars 2018 dans *Applied Energy*. Le matériel supplémentaire publié avec l'article est disponible en Annexe E.

7.2 Manuscrit

7.2.1 Introduction

Life cycle assessment (LCA) is an iterative methodology to assess the potential environmental impacts of products and services throughout their life cycle (International Organization for Standardization (ISO), 2006a, 2006b). Two types of LCA may be distinguished depending on their objectives (Guiton & Benetto, 2013; B. Weidema, 2003; Zamagni et al., 2012): (i) attributional LCA (A-LCA) aims to assess the share of the overall environmental impacts that may be attributed to a product system in a status quo situation and (ii) consequential LCA (C-LCA) aims to assess the environmental consequences of a decision or a change (Bo P Weidema et al., 1999). ILCD

(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010b) and other authors (Dandres et al., 2011; Marvuglia et al., 2013; Plevin et al., 2014) recommend using the C-LCA approach to assess decisions with large-scale consequences (geographic and/or multi-sector scale), such as the implementation of a public policy.

The way the life cycle inventory (LCI) is built constitutes the main modeling difference between A-LCA and C-LCA. Consequential LCI (C-LCI) includes all the processes affected by the decision and are identified by accounting for causal links, which may be physical, economic, sociological, etc. (Zamagni et al., 2012). In practice, published C-LCAs often account for physical links and market mechanisms. LCI may be distinguished by foreground LCI and background LCI (Rolf Frischknecht, 1998; H. a. Udo de Haes et al., 1997). Here, foreground LCI refers to the inventory data of the case study that are specifically collected or modeled by the LCA practitioner. Background LCI refers to generic data, often from LCI databases, used to model the supply chains linked to the foreground inventory data. Foreground LCI in C-LCA is obtained through a descriptive causal method (B. Weidema, 2005; Bo P Weidema et al., 1999) or the use of models, traditionally economic models (Earles et al., 2013). Using models is especially relevant when assessing prospective decisions with consequences at a large scale. Indeed, chains of market mechanisms are widely described in economic models and make it possible to also identify indirect consequences and account for technological progress (Dandres et al., 2011). In this study, we present a C-LCA case study to assess the potential environmental consequences (benefits or impacts) of the implementation of alternative transportation scenarios in France by 2050 through a public policy for energy transition. To perform the analysis, we applied a TIMES-based prospective economic partial equilibrium model, running from 2009 to 2050, to compute the foreground C-LCI (Marvuglia et al., 2013).

C-LCA and A-LCA deal with the same types of uncertainty. However, there are additional uncertainty sources in C-LCA due to specificities to build the C-LCI (Whitefoot et al., 2011). A higher level of uncertainty is expected for C-LCA results as compared to A-LCA (Herrmann et al., 2014; Whitefoot et al., 2011). More specifically, the use of economic modeling to build the foreground C-LCI implies that uncertainty sources from the models become uncertainty sources in C-LCA. Three main sources of uncertainty in economic modeling can influence C-LCA: mathematical uncertainty due to the resolution mode of the model and related approximations (optimization, simulation, etc.), model uncertainty that simplifies reality (equations, linearity

assumption, product in competition, partial equilibrium hypothesis, etc.) and input data uncertainty (prices, capacities, elasticities, etc.) (Dandres et al., 2014). Overall uncertainty assessment is rarely performed in C-LCA from economic models (Dandres et al., 2012, 2014). Strategies to assess and reduce uncertainty in C-LCA are needed. They should consider the goal and scope of the study, i.e. uncertainty reduction is required only if a conclusion cannot be drawn for the study or if the target level of uncertainty is not achieved in order to ultimately enhance decision making (Patouillard, Bulle, et al., 2018).

Spatial uncertainty is part of the overall uncertainty that may be reduced when regionalization is accounted for in LCA. Regionalization refers to the enhancement of the representativeness of the processes and environmental phenomena in a given region (Patouillard et al., 2016). To integrate regionalization in an LCA study, the LCA practitioner may perform an inventory regionalization and/or inventory spatialization (Patouillard, Bulle, et al., 2018). Inventory regionalization consists in collecting LCI data that is more representative of the spatial coverage for a given technology. Inventory spatialization consists in describing the spatial distribution of elementary flows to be able to use more regionalized characterization factors (CFs) from regionalized life cycle impact assessment (LCIA) methods. Efforts between impact category (ICs) and inventory regionalization or spatialization must be prioritized to guide the practitioner in reducing the uncertainty of the LCA (Patouillard, Collet, et al., 2018). This may be achieved by performing a global sensitivity analysis (Patouillard, Collet, et al., 2018).

The main purpose of this article is to prioritize regionalization efforts in consequential LCA by assessing the spatial uncertainty of a case study building on a partial equilibrium economic model. Three specific objectives are derived: (1) perform a C-LCA case study of alternative transportation scenarios to investigate the benefits of implementing a public policy for energy transition in France with an uncertainty analysis to explore the strength of our conclusions, (2) perform global sensitivity analyses to identify and quantify the main sources of spatial uncertainty between foreground inventory from partial equilibrium economic modeling, background inventory and CFs, (3) propose a strategy to reduce the spatial uncertainty for our C-LCA case study by prioritizing regionalization. This study aims to guide LCA practitioners and researchers to focus their efforts on the highest potential for uncertainty reduction in C-LCA based on the goal of the study.

7.2.2 Methods

7.2.2.1 Consequential LCA modeling of alternative transportation scenarios

This section details the case study and different tools used to build the C-LCA model (Figure 7.1).

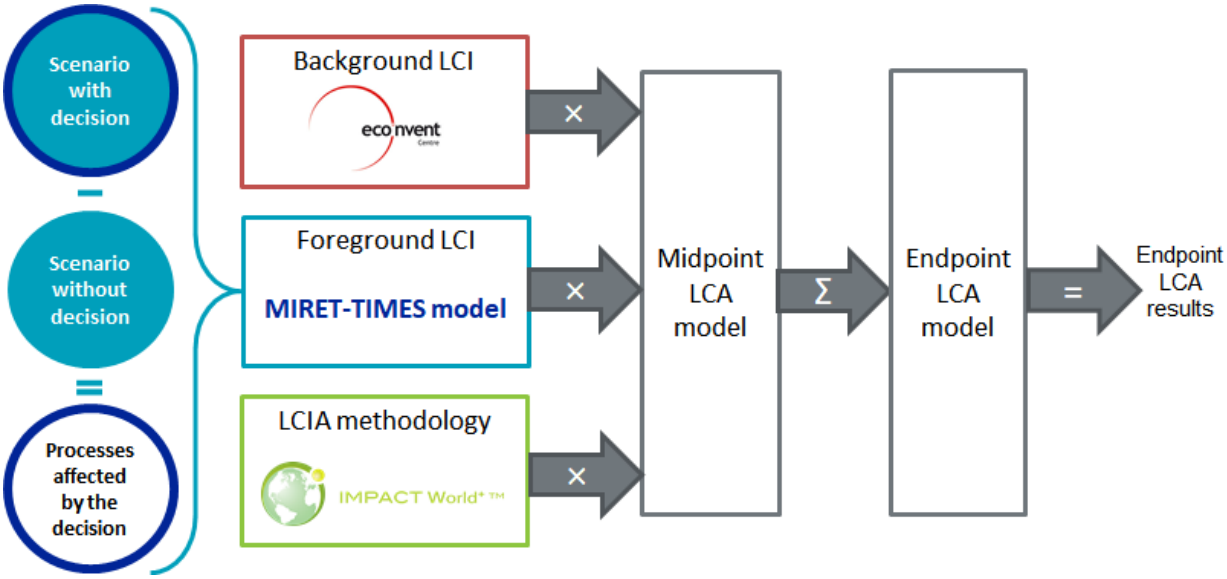


Figure 7.1 – Arrangement of the different tools to build the C-LCA model

7.2.2.1.1 Description of the case study - goal and scope

The case study is defined in the context of the French law on the energy transition (LTECV: *Loi relative à la Transition Energétique pour la Croissance Verte*, referred to as LTE here) published in August 2015 (Assemblée nationale & Sénat de France, 2015). The law proposes a set of targets to tackle climate change, preserve the environment and enhance energy independence in France. In the transport sector, the main objective of the LTE is to "develop clean transports to enhance the air quality and protect the health of French people". Its implementation consists in two targets: (i) 15% renewable energy consumption in the transport sector and (ii) a reduction of 30% in fossil primary energy consumption by 2030 as compared to the 2012 level. The C-LCA case study aims to assess the consequences of implementing alternative transportation scenarios to meet these targets and ultimately conclude whether the consequences are potentially beneficial or adverse to the environment. The functional unit is to "reach the LTE targets in the French transport sector by 2030 while meeting the French energy and mobility service demands from 2009 to 2050". Modeling the consequences of the decision involves identifying the affected processes (and their

magnitude) in the economy by subtracting the modeled results of the alternative transportation scenario from those of a baseline business-as-usual scenario (Yang, 2016). The system boundaries for C-LCA include all affected processes identified with the TIMES prospective economic partial equilibrium model results, as well as their remaining life cycle that is not described in the model, up to resource extraction.

7.2.2.1.2 Foreground and background life cycle inventory

The consequential life cycle inventory (C-LCI) is possible through different tools (see Figure 7.1 and figures in Supplementary Information (SI) for more details). Here, the foreground inventory refers to the processes affected by the decision identified using a TIMES[1] prospective economic partial equilibrium model (Loulou, Remme, Kanudia, Lehtila, & Goldstein, 2016). The background inventory refers to LCI datasets used to complete the life cycle of each affected process. More details on how C-LCI is built are available in SI.

Foreground inventory. To model the foreground C-LCI, we use a TIMES-based model, called MIRET, which is developed by IFP Énergies nouvelles and represents the energy and transport sectors in France (F. M. Menten et al., 2015). The partial equilibrium model is techno-explicit, which makes it possible to minimize the uncertainty due to the variability of the technological representation of the transport and energy sectors in France (Mathiesen et al., 2009). This dynamic model helps determine which technologies (primary energy and final energy production and use) will be needed to meet the demand (mobility demand, energy demand, etc.) in each time slice by minimizing the total system cost under constraints (technological constraints, regulation constraints, etc.). The processes affected by the decision to implement alternative transportation scenarios in France by 2050 are identified by calculating the difference between MIRET results of two scenarios.

[1] TIMES: The Integrated Markal-Efom System. MARKAL (MARket ALlocation model, (Fishbone & Abilock, 1981)) and EFOM (Van der Voort & Doni, 1984) are two bottom-up energy models that inspired the structure of TIMES.

- A business as usual (BAU) scenario without the implementation of the LTE
- An LTE scenario that defines the alternative transportation scenarios. It is based on the BAU scenario with the following additional constraints:
    - Introduction of 15% of renewable energy in the transportation sector by 2030
    - Constraints relative to the annual measures proposed by the government in its PPE[2] to implement previous LTE targets (specific incorporation rates for advanced biofuels, specific maximum contribution of conventional biofuels, specific incorporation rates for biogas, a minimum number of electrified vehicles)
    - Reduction of 30% in primary fossil energy consumption applied in the transportation sector by 2030

In each time slice, the activity level of each process (how much of the process is used in the model) in the MIRET model is compared in both scenarios. The activity level of each process is then aggregated over time for the 2009 to 2050 horizon with a linear interpolation between a selection of time slices (2009, 2015, 2019, 2025, 2030, 2050).

Adapting background inventory and linking it with the foreground. To compute the C-LCI, each MIRET affected process was linked to a corresponding background process from a generic LCI database. The latter provides a dataset with the cradle-to-gate inventory to complete the life cycle of the affected process. Most of the background processes are from the ecoinvent database (version v3.3, cut off) (Wernet et al., 2016) and must be adapted for our case study (Yang, 2016). The mapping and adaptation between ecoinvent processes and each MIRET affected process are described in SI.

7.2.2.1.3 Impact assessment

IMPACT World+, a regionalized LCIA methodology, is used to assess the potential environmental impacts (Bulle et al., 2018). The implemented version of IMPACT World+ has two endpoint impact categories (endpoint ICs): ecosystem quality (EQ) and human health (HH), which are composed of 16 and 11 midpoint impact categories (midpoint ICs), respectively. Midpoint ICs

[2] PPE : Programmation Pluriannuelle de l'Energie

related to climate change are part of both endpoint ICs. Global default characterization factors (CFs) were used to assess both global and regionalized ICs. The LCA calculation was performed with Brightway 2 (C. Mutel, 2017) LCA software using traditional LCA calculation (not regionalized LCA calculation).

7.2.2.2 Uncertainty analysis

The uncertainty analysis makes it possible to determine the strength of the conclusion of our study, i.e. whether the implementation of LTE in France would be potentially beneficial or adverse for the environment, by estimating the confidence level of the conclusion. It also determined whether or not a spatial uncertainty reduction procedure is required, as proposed by Patouillard et al (2018b).

The uncertainty analysis of the C-LCA model is performed using a Monte Carlo sampling with 5 000 iterations. We accounted for uncertainty sources from background LCI (ecoinvent) and foreground LCI (MIRET model), as well as the spatial variability of LCIA data, i.e. the characterization factors (CFs). Since we are focused on spatial uncertainty, we aimed to select specifically spatial components of the different uncertainty sources when possible.

7.2.2.2.1 Spatial uncertainty inputs of foreground inventory

Input variables of the MIRET model that may be subject to spatial variability were selected based on expert judgment. The prices of five different biomass commodities were considered based on their geographic origins. Among them are (i) prices of imported products from undefined foreign countries to France and not dictated by a global market and (ii) prices of French domestic products influenced by territorial origin. We found prices for the commodities from different regions based on historical price data and forecasting studies for each time slice (Ben Fradj, Jayet, & Aghajanzadeh-Darzi, 2016; FAO, 2016; IFP Énergies nouvelles, 2010). We calculated the relative spatial range of variability by dividing the minimum P_{min} and maximum P_{max} prices observed or forecasted in different regions divided by a reference price P_{ref} from the literature. Seeing as values in MIRET for exogenous prices of French domestic inputs are generally set to the mean prices from the literature, P_{ref} for domestic inputs is set to the mean price from the literature. Conversely, values in MIRET for exogenous prices of imported biomass commodities are set to artificially inflated values from the literature to favour the use of domestic products instead of imported

products as a first optimal choice. Therefore, P_{ref} for imported products is set to the maximum price from the literature. Further details on data sources and the calculation of relative spatial ranges of variability are available in SI.

The MIRET model version used here is relatively time-consuming (approximately 15min/run). Therefore, assessing its uncertainty by running it a thousand times to perform a Monte Carlo analysis would have been very time-consuming. Consequently, we decided to use a computer experimental design (Santner, Williams, & Notz, 2013) to assess the uncertainty propagation of the spatial variability of MIRET's inputs variables to its results. A computer experimental design makes it possible to define sets of values for the selected inputs of a model within the space of their variation range (experimental region). The sets of values are not fully random, as they would be for a Monte Carlo sampling, but are chosen in a way to explore the experimental region while limiting the number of necessary runs. We chose a space-filling design that aims to spread sets of values evenly throughout the experimental region, thus exploring all the potential responses of the model (Pronzato & Müller, 2012). For the case study, we used a Latin-Hypercube sampling design that provided 80 sets of values for the 5 random input variables considered as uncorrelated variables with a uniform distribution (Damblin, Couplet, & Iooss, 2013). A total of 80 sets are a good compromise to explore the space of 5 variables in a minimum time. Each set provides a MIRET result. During the Monte Carlo analysis for uncertainty analysis on the C-LCA model, we used bootstrapping to randomly pick a MIRET result from an experiment at each iteration.

7.2.2.2.2 Other spatial uncertainty inputs

The uncertainty of background LCI data is as defined in ecoinvent v3. It is estimated with the Pedigree approach using lognormal distributions (Muller et al., 2014). This uncertainty contains a spatial component, as well as other uncertainty sources. Therefore, we accounted for the total uncertainty. We also accounted for the physical correlation between inputs and outputs from unit processes in an uncertainty analysis in background LCI for water and land transformation flows, as described in Patouillard et al (2018b).

Only spatial variability is considered as the uncertainty of the LCIA data through spatially-differentiated CFs of regional ICs from IMPACT World+ (freshwater acidification, terrestrial acidification freshwater eutrophication, land occupation, land transformation for EQ; water availability for HH). The spatial variability of the aggregated global default CFs is represented with

a four-parameter beta distribution. During the Monte Carlo sampling, the LCIA spatial correlation in a unit process is considered only for the land transformation IC and certain EFs, i.e. sampled value for CF *from* one type of land use is consistent with the sampled value for CF *to* the same type of land use. Other types of spatial correlation for regionalized ICs (spatial correlation at the product system level, spatial correlation between ICs, spatial correlation within IC between CFs, see Patouillard et al (2018b) for more details) are not taken into account in this case study due to the challenge of implementing them in a reasonable amount of time. It is worth noting that uncertainty from CFs and spatial LCIA correlation are rarely implemented in available LCA software.

7.2.2.3 Methodology to identify the main sources of spatial uncertainty

The objective of our global sensitivity analysis (GSA) is to identify the main sources of spatial uncertainty in the C-LCA model (foreground inventory from economic modeling, background inventory, characterization factors). In contrast to local sensitivity analysis, GSA provides a more representative sensitivity analysis by accounting for the overall variation range of inputs and accounts for interactions and correlations (Wei et al., 2015). Here, we present the GSA indicators used in this study and the stepwise procedure to identify the key sensitive variables, also referred to as main uncertainty sources or main uncertainty contributors.

7.2.2.3.1 GSA indicators

As discussed in Patouillard et al (2018b), the first-order sensitivity index derived from the Sobol variance decomposition is designed for factor prioritization and was selected as our importance indicator for GSA to identify the main uncertainty sources in this study. The first-order sensitivity index $SI1_{X_i}$ measures the main influence or first order effect of variable Xi on the results. We estimated $SI1_{X_i}$using the procedure described in Patouillard et al (2018b). The total sensitivity index SIT_{X_i} also includes the second and higher order effects of the variable X_i on the results. It is a sum of $SI1_{X_i}$ and all $SIk_{X_i \ldots X_k}$ (k^{th}-order sensitivity index which represent the sensitivity due to interactions between variables $X_i \ldots X_k$). It provides additional information on the influence of X_i in the model, which could be useful. More information on the Sobol variance decomposition is available in SI.

1.1.1. A stepwise approach to identify the main sources of uncertainty

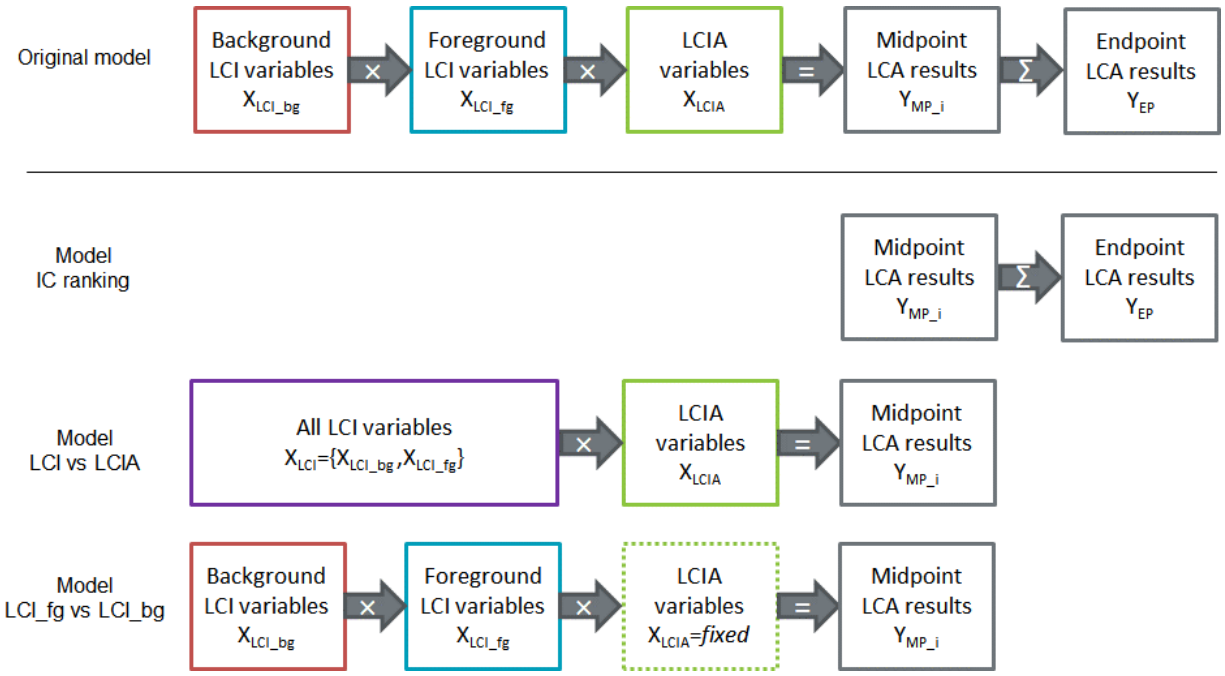


Figure 7.2 – Original C-LCA model and derived models for GSA

Several of the input variables of the original C-LCA model may be correlated, e.g. correlation between LCI data or correlation between CFs. In the presence of correlation between inputs, the calculation and interpretation of the sensitivity indices of a model should be adapted to account for the correlation sensitivity term, in addition to the main effect and interaction terms (Xu & Gertner, 2008). An alternative to this approach is to define uncorrelated groups of correlated variables and apply the procedure to calculate and interpret sensitivity indices to the groups (Jacques et al., 2006; Wei et al., 2015). Therefore, we gathered all variables from the same part of the C-LCA model to create three uncorrelated groups of variables: background LCI variables X_{LCI_bg} from the ecoinvent database, foreground LCI variables X_{LCI_fg} from MIRET model and LCIA variables $X_{LCIA,}$ which are CFs from IMPACT World+ (Figure 7.2). This dichotomy will also guide the efforts required for the different parts of the C-LCA model, since each part involves different efforts and skills for data and model improvements. The midpoint contributions to endpoint results Y_{MP_i} are obtained from the original model f, which is a three-order model. They are then summed to obtain the total endpoint results Y_{EP_j} for each endpoint impact category:

$$f\left(X_{LCI_{bg}}, X_{LCI_{fg}}, X_{LCIA}\right) = \left[Y_{MP_i}\right] (4)$$

$$\sum_i Y_{MP_i} = \left[Y_{EP_j}\right] (5)$$

Here, we describe the stepwise procedure used to identify the main sources of uncertainty. At each step, we performed a GSA on a specific model derived from the original one (Figure 7.2). Below are the stepwise procedure and the derived models that were studied.

1. We ranked the midpoint ICs for each endpoint IC based on their contribution to the endpoint uncertainty using the *IC ranking* model: $f_1\left(Y_{MP_1}, \dots, Y_{MP_N}\right) = \sum_i Y_{MP_i} = [Y_{EP_j}]$. This model is a one-order additive model where inputs Y_{MP_i} are correlated. We estimated SI1 for each Y_{MP_i}as described in Patouillard et al (2018b) and ranked the Y_{MP_i}uncertainty contribution to each endpoint result based on its SI1 value. Seeing as the model is a one-order model, there is no interaction between variables. Even if Y_{MP_i} are correlated, $SI1_{Y_{MP_i}}$still quantifies the sensitivity of Y_{MP_i} on the results, including a correlated and uncorrelated part (Xu & Gertner, 2008). We will not be able to distinguish the sensitivity of each part but can still use $SI1_{Y_{MP_i}}$as an indicator for factor prioritization (Most, 2012).
2. We identified main sources of uncertainty between LCIA variables and LCI variables by grouping X_{LCI_bg} and X_{LCI_fg} into X_{LCI} using the *LCI vs LCIA* model: $f_2(X_{LCI}, X_{LCIA}) = [Y_{MP_i}]$. This model is a two-order model where inputs are uncorrelated. We estimated SI1 for both groups of variables based on mutated models, as described in Patouillard et al (2018b). We also calculated the second-order sensitivity index $SI2_{X_{LCI}, X_{LCIA}}$ using the following equation $SI1_{X_{LCI}} + SI1_{X_{LCIA}} + SI2_{X_{LCI}, X_{LCIA}} = 1$.
3. We investigated the main sources of uncertainty within the LCI variables, between X_{LCI_bg} and X_{LCI_fg} using *LCI_bg vs. LCIA_fg* model: $f_3\left(X_{LCI_{bg}}, X_{LCI_{fg}}, X_{LCIA} = fixed\right) = [Y_{MP_i}]$. This model is a two-order model where inputs are uncorrelated. X_{LCIA} are set to their mean deterministic values. We estimated SI1 for both groups of variables based on mutated models, as described in Patouillard et al (2018b). We also calculated the second-order sensitivity index $SI2_{X_{LCI_{bg}}, X_{LCI_{fg}}}$ using the following equation $SI1_{X_{LCI_{bg}}} + SI1_{X_{LCI_{fg}}} + SI2_{X_{LCI_{bg}}, X_{LCI_{fg}}} = 1$.

7.2.2.3.2 Interpretation of sensitivity indices

Sensitivity indices for different derived models are calculated to investigate the influence of groups of variables from different parts of the C-LCA model. They may be interpreted as follows for prioritization purposes.

- Sensitivity indices from the IC ranking model make it possible to prioritize efforts between midpoint ICs for each endpoint IC. Midpoint contributions to the endpoint results Y_{MP_i} with high SI1 are major contributors to the endpoint uncertainty results and therefore should be enhanced in priority. This information is useful when the goal and scope of the LCA study do not specifically focus on one or some midpoint ICs.
- Sensitivity indices from the LCI vs. LCIA model make it possible to prioritize efforts between inventory regionalization and inventory spatialization for selected midpoint ICs. An $SI1_{X_{LCI}}$ higher than other sensitivity indices indicates that the uncertainty mainly comes from LCI variables, and the inventory should therefore be investigated for regionalization. An $SI1_{X_{LCIA}}$ higher than other sensitivity indices indicates that the uncertainty mainly comes from LCIA variables, and the inventory should therefore be investigated for spatialization to use more regionalized CFs. An $SI2_{X_{LCI_{bg}},X_{LCI_{fg}}}$ (also refers as interaction sensitivity index) higher than other sensitivity indices indicates that the uncertainty mainly comes from the interactions between both groups of variables, and no priority order may be drawn. Both groups of variables should therefore be further studied since they both highly contribute to the results uncertainty.
- Sensitivity indices from the LCI_bg vs. LCI_fg model, where uncertainty mainly comes from LCI variables, make it possible to prioritize inventory regionalization efforts between background inventory and foreground inventory for selected midpoint ICs. The interpretation of sensitivity indices is similar to the previous LCI vs. LCIA model with X_{LCI} corresponding to $X_{LCI_{bg}}$ and X_{LCIA} corresponding to $X_{LCI_{fg}}$. If $SI1_{X_{LCI_{bg}}}$ is higher than other sensitivity indices, regionalization efforts should be focused on the background inventory to identify the main sources of uncertainty. Similarly, if $SI1_{X_{LCI_{fg}}}$ is higher, regionalization efforts should be focused on the foreground inventory, i.e. in this case, the MIRET model.

7.2.3 Results

First, we present the results of the case study, including the uncertainty analysis. Second, we present the results of the GSA identifying the main sources of spatial uncertainty. Finally, we describe a strategy to prioritize the regionalization effort for our case study.

7.2.3.1 Uncertainty analysis of C-LCA results

We performed a Monte Carlo analysis including all sources of identified uncertainty and displayed the impact score distributions for each midpoint and endpoint IC (Figure 7.3). A negative impact score indicates that the alternative transportation scenario meeting the LTE targets is potentially more beneficial than the business-as-usual transportation scenario. On the contrary, a positive impact score indicates that the consequences of implementing the LTE targets are potentially adverse for the environment.

Regarding the total impact score for EQ, the mean value is negative, but the distribution contains both negative and positive values. As about 75% of the impact scores are negative, the implementation of LTE in France from 2009 to 2050 would be beneficial for EQ at 75% confidence level. The total HH impact scores are evenly distributed between negative and positive values, so no conclusion may be drawn. Therefore, performing a GSA to identify the main uncertainty contributors in order to attempt to reduce their uncertainty and increase the discriminating power is relevant to our case study.

Land transformation and water availability are the midpoint ICs that dominate uncertainty in EQ and HH, respectively. The GSA will test this intuition based on visual inspection. However, the uncertainty levels of both ICs should be interpreted with caution since spatial correlation within IC between CFs has been partially addressed for the ICs and may affect the results (Patouillard, Collet, et al., 2018). Beyond land transformation and water availability, all the global warming impact scores (short-term and long-term altogether) for EQ and HH are negative values. This is also the case for marine acidification ICs and particulate matter formation. Therefore, we could conclude that the implementation of LTE in France is likely to have a beneficial impact on global warming, marine acidification and particulate matter formation at a confidence level of over 99%. In this case, there is no need to attempt to reduce the uncertainty for the ICs since we may already conclude on the benefits of implementing the LTE, which is the goal of our LCA study.

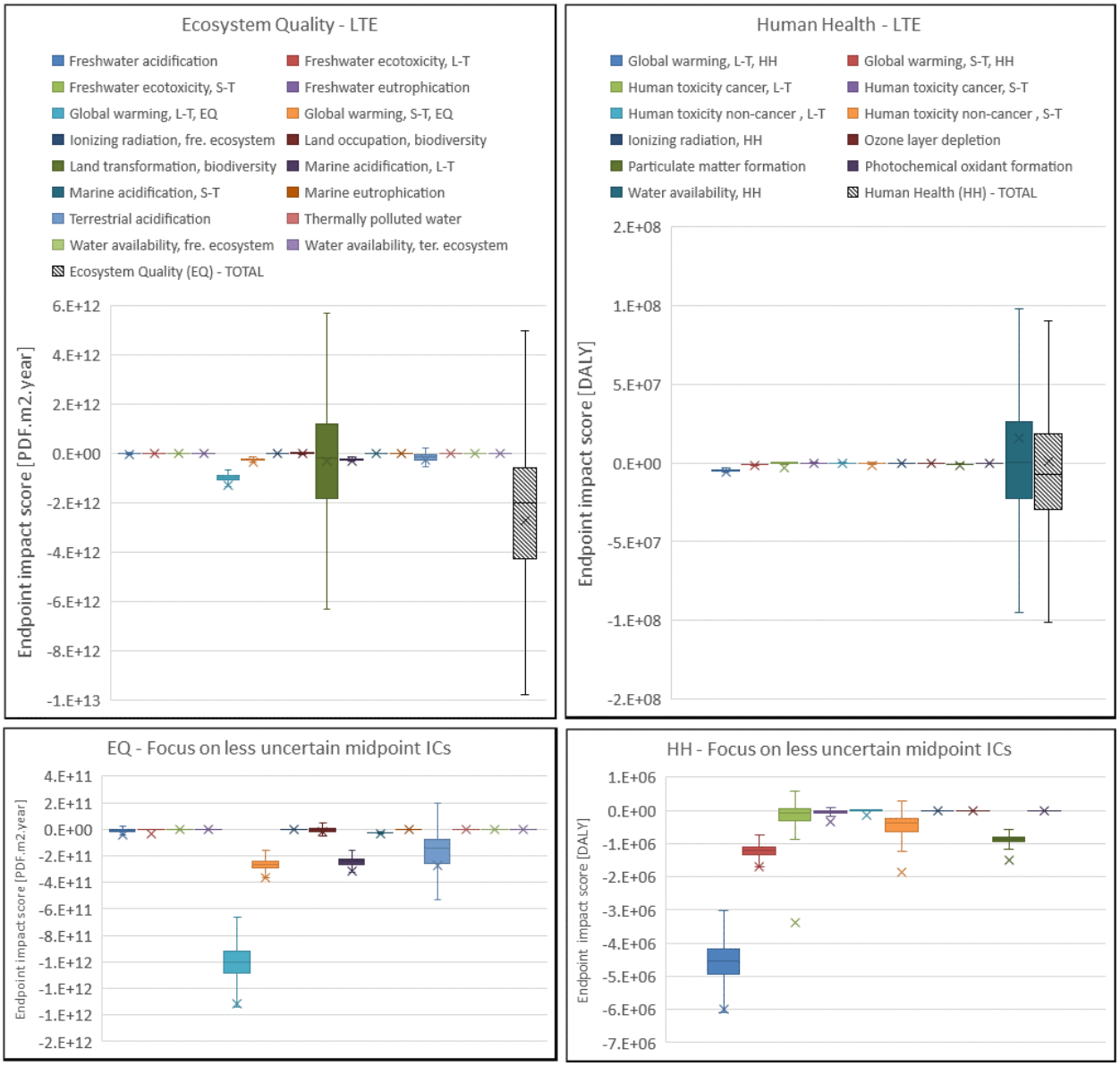


Figure 7.3 – Box and whisker charts representing the impact score distribution per midpoint IC contribution to the ecosystem quality (EQ) endpoint in PDF.m^2.year (left) and human health (HH) in DALY (right). The whiskers represent the local minimum and local maximum. The bottom and top of each box represent the first and third quartiles. The bar inside the box represents the median, and the cross represents the mean value. Outliers are excluded following the Tukey standards (McGill, Tukey, & Larsen, 1978). The charts on the top represent all the endpoint impact scores per midpoint ICs and the total impact score for the endpoint IC (hashed). The charts on the bottom focus on midpoint ICs that are less uncertain (excluding land transformation for EQ, water availability for HH and TOTAL). S-T: short-term. L-T: long-term.

7.2.3.2 Global sensitivity analysis of C-LCA results

7.2.3.2.1 IC ranking and LCI vs. LCIA ranking

Figure 7.4 presents the results for GSA performed on the IC ranking model considering uncertainty from LCI and LCIA variables and the LCI vs. LCIA model.

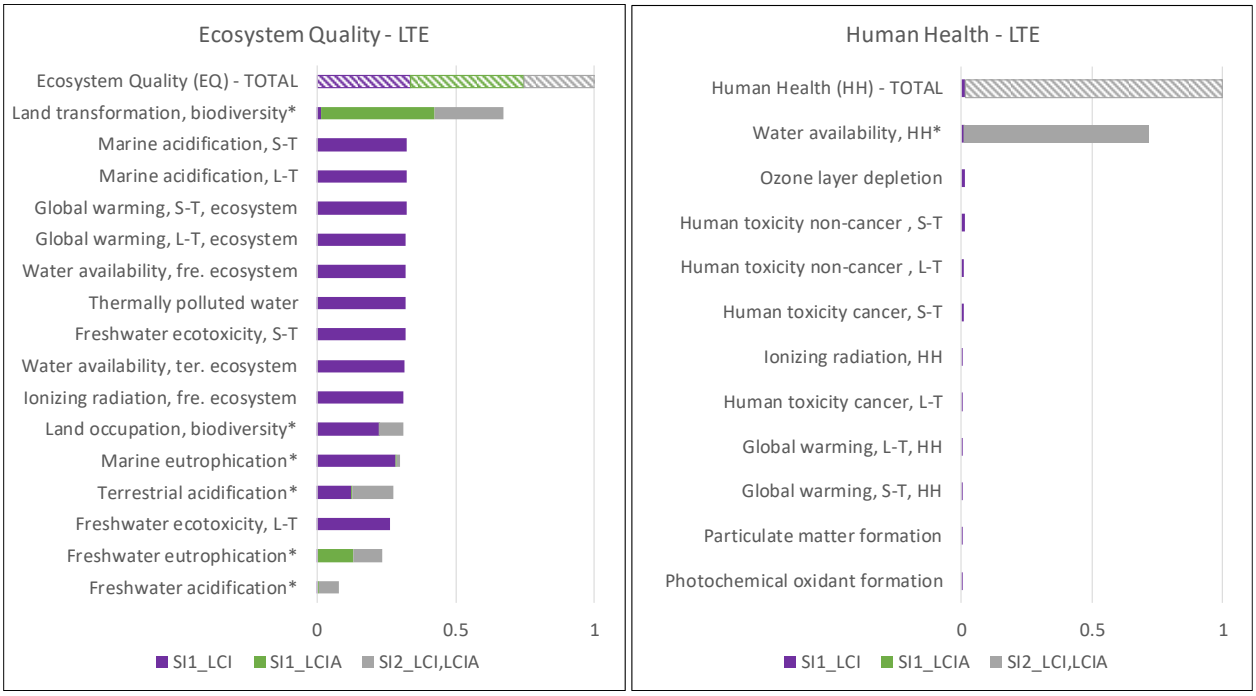


Figure 7.4 – Rank of first-order sensitivity indices from the IC ranking model for each midpoint IC contributing to the ecosystem quality (left) and human health endpoints (right). The divisions within each bar correspond to the contribution of sensitivity indices for the LCI vs. LCIA model with SI1_LCI: first-order sensitivity index for LCI variables (purple); SI1_LCIA: first-order sensitivity index for LCIA variables (green); SI2_LCI,LCIA: second-order sensitivity index due to the interactions between LCI and LCIA variables (grey). The contribution of sensitivity indices for the LCI vs. LCIA model is also provided for the total endpoint ICs (hashed bar). Regionalized ICs are identified with the (*) symbol.

Both groups of LCI and LCIA variables are important contributors to total EQ and total HH sensitivity, and inventory regionalization or inventory spatialization may therefore be required depending on the contributing midpoint IC. Land transformation and water availability have the highest first-order sensitivity indices from the IC ranking model for EQ and HH, respectively.

Consequently, they are the most sensitive ICs of the endpoint results of the C-LCA model. In the case of land transformation for EQ, the uncertainty mainly comes from the group of LCIA variables, highlighting the need for inventory spatialization. In the case of water availability for HH, the sensitivity is almost entirely due to the interactions between LCI and LCIA variables. In this case, both groups of variables are sensitive and both inventory regionalization and spatialization should be enhanced. The spatial correlation within IC between CFs has been partially addressed for land transformation but not for water availability. This limitation could partly explain the dominance of both ICs in the sensitivity of the IC ranking model (Patouillard, Collet, et al., 2018).

Regarding other regionalized ICs, the group of LCIA variables dominates the resulting sensitivity for the freshwater eutrophication IC only, indicating that inventory spatialization should be a priority for this IC. The interaction sensitivity index dominates the resulting sensitivity for terrestrial and freshwater acidification ICs for EQ and water availability for HH. Consequently, inventory regionalization and spatialization should both be a priority. Land occupation and marine eutrophication are the only ICs for which the group of LCI variables is the most sensitive, indicating that inventory regionalization should be prioritized for these ICs in our case study. Finally, the group of LCI variables necessarily dominates the resulting sensitivity for non-regionalized ICs since no uncertainty from LCIA is associated with the ICs. The next section analyzes the part of the C-LCI model (foreground or background LCI) that must be prioritized to refine the regionalization strategy.

7.2.3.2.2 Digging deeper into inventory uncertainty

Figure 7.5 presents the results for the GSA performed on the IC ranking model considering only uncertainty from LCI variables and the LCI_bg vs. LCI_fg model. In both models, only LCI variables (background and foreground LCI variables) are uncertain and LCIA variables are set to their deterministic values, thus making it possible to test the sensitivity of the LCI variables only by exploring the C-LCI variables.

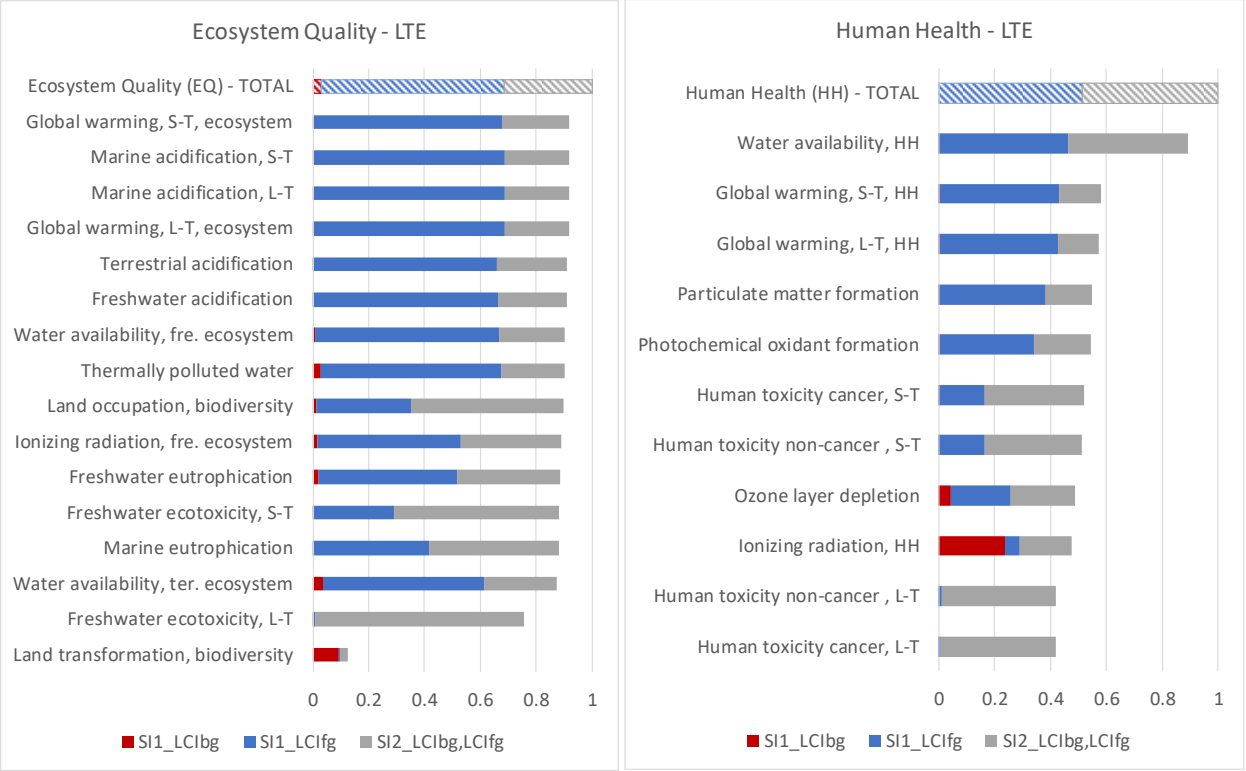


Figure 7.5 - Rank of first-order sensitivity indices from the IC ranking model considering only uncertainty from LCI variables for each midpoint IC contributing to the ecosystem quality (left) and human health endpoints (right). The divisions within each bar correspond to the contribution of sensitivity indices for the LCI_bg vs. LCI_fg model with SI1_LCIbg: first-order sensitivity index for background LCI variables (red); SI1_LCIfg: first-order sensitivity index for LCIfg variables (blue); SI2_LCIbg,LCIfg: second-order sensitivity index due to the interactions between LCIbg and LCIfg variables (grey). The contribution of sensitivity indices for the LCI_bg vs. LCI_fg model is also provided for the total endpoint ICs (hashed bar). Regionalized ICs are identified with the (*) symbol.

For EQ, the contribution of midpoint ICs to C-LCI uncertainty is similar, except for the land transformation IC. So, a lower priority may be set on this IC, and other ICs are equally important. For HH, the water availability IC dominates the contribution of midpoint ICs to the C-LCI uncertainty and therefore should become a study priority.

The group of background LCI variables dominates the sensitivity of the C-LCI for only two ICs: ionizing radiation IC for HH and land transformation IC for EQ. For other ICs, the sensitivity is mainly due to the group of foreground LCI variables or the interaction between background and

foreground LCI variables. These results highlight the fact that efforts should be invested to reduce the uncertainty from the foreground LCI with a more representative regionalization of this part of the LCI. For ICs in which interactions dominate, uncertainty reduction should also focus on background LCI, in addition to foreground LCI.

7.2.3.3 Proposed strategy for regionalization in C-LCA for our case study

The proposed strategy for regionalization in LCA strongly depends on the goal of the study, study resources (time and financial resources) and available tools, skills and experience of the team performing the study (Patouillard, Bulle, et al., 2018). It affects the ICs that are selected for enhancement and the efforts invested to further study the sources of uncertainty within each group of variables. This study is performed in the context of the development and enhancement of the C-LCA practice with the MIRET-TIMES model at IFP Énergies nouvelles. Therefore, the proposed strategy is divided into actions from very high to low priority. The priority level is based on the importance of the sensitivity, available means and confidence level value of results with regard to the study conclusions. In other words, actions with the highest potential for uncertainty reduction and which will help to draw study conclusions will be prioritized. Therefore, ICs for which we can already conclude at a confidence level of over 99% (global warming, marine acidification and particulate matter formation) are excluding from this strategy.

Here are the proposed actions per priority level for regionalization in C-LCA for our case study.

1. Very high priority actions. Those actions are focused on the most sensitive ICs (land transformation for EQ and water availability for HH) which uncertainty prevent us from concluding. Those actions focus on the most sensitive part of their LCA model (LCIA data for both ICs and LCI data for water availability for HH).
    - Investigate the influence of LCIA spatial correlation (spatial correlation within IC between CFs) on the uncertainty results for land transformation for EQ and water availability for HH which may highly influence the high sensitivity of both ICs (Patouillard, Collet, et al., 2018).
    - If the potential for uncertainty reduction with LCIA spatial correlation is high, implement the LCIA spatial correlation within IC between CFs for land transformation for EQ and water availability for HH and perform GSA of described in the methodology from the beginning.

- If the potential for uncertainty reduction with LCIA spatial correlation is low, spatialize elementary flows for land transformation for EQ and water availability for HH to use more regionalized CFs instead of global CFs. The first level of spatialization would be to use the available information from ecoinvent on the location of each process unit, which is often at the country level. For water availability for HH, regionalize the inventory, especially the foreground LCI from the MIRET model.

2. High priority actions. Those actions are focused on other high sensitive ICs which uncertainty prevent us from concluding which sensitivity may be due to foreground LCI data from the MIRET model (thermally polluted water, freshwater ecotoxicity, water availability, land occupation, marine eutrophication, terrestrial acidification for EQ; ozone layer depletion, human toxicity for HH).
    - Perform a GSA to investigate the influence of foreground LCI variables to identify which among them are the most sensitive. Do it in priority for ICs where conclusions are the most difficult to drawn, i.e. when result distribution contains negative and positive values well spread around zero.
    - Enhance the description of the relative spatial variation of the most sensitive foreground LCI variables. For instance, a more representative distribution may be defined to represent the relative spatial variation instead of the uniform distribution currently used. In this case, the space-filling experimental design should be adapted.
3. Low priority actions: Those actions are focused on other parts of the LCA model for high sensitive ICs which uncertainty prevent us from concluding.
    - Perform a GSA to investigate the influence of background LCI variables to identify the most sensitive ones. Enhance the regionalization for the variables by performing a more representative regional data collection. Do it for high sensitive ICs which uncertainty prevent us from concluding which background LCI may be sensitive (freshwater ecotoxicity, land occupation, marine eutrophication for EQ; ozone layer depletion, human toxicity, ionizing radiation for HH).
    - Spatialize elementary flows to use more regionalized CFs instead of global CFs. The first level of spatialization would be to use the available information from ecoinvent on the location of each process unit, which is often at the country level.

Do it for high sensitive ICs which uncertainty prevent us from concluding which LCIA data may be sensitive (land occupation, freshwater eutrophication and terrestrial acidification for EQ)

7.2.4 Discussion

This article presents an application of the methodology based on GSA to prioritize uncertainty reduction efforts for regionalization purposes, as proposed by Patouillard et al (2018b), in a C-LCA case study from economic modeling. The benefits and limits of this methodology are already discussed in Patouillard et al (2018b). Here, the discussion focuses on the specificities of the application in C-LCA.

7.2.4.1 Assessing uncertainty from partial equilibrium economic modeling

Assessing the spatial uncertainty of the foreground LCI from the MIRET model was one of the challenges faced during this study. Because the MIRET model was computationally intensive, we used a computer experimental design to save time. We chose a standard design, known as space filling, which consists in selecting sets of values for inputs uniformly spread across the experimental region. Still, we used the MIRET results for each experiment in our Monte Carlo analysis, using bootstrapping to randomly pick a MIRET result at each iteration. In doing so, we assumed a uniform distribution of the input variables of the MIRET model, which may lead to misestimating, and probably overestimating, the sensitivity of foreground LCI variables (Muller, Mutel, Lesage, & Samson, 2017). Indeed, input variables most likely have a value and distribution that are different from the uniform distribution. In our case study, input variables from the MIRET model are biomass prices. Their distribution should reflect prices from the different region of origin weighted by the amount of biomass produced in each region. Their most likely value is the price in the region where most of the biomass originates (main import country or region). Alternative probability distributions to fit the spatial distribution of the biomass prices should be investigated to validate (or not) the choice for the uniform distribution.

An alternative way to account for input variable-specific distribution is to build a prediction model based on the computer experiment design results, for instance using response surface methodology(Ba & Boyaci, 2007; Draper, 1997). The prediction model would be an estimation of the MIRET model, calculating MIRET result estimates from the input variable value defined by

the user. Using this model, we may apply any distribution to the input variables and perform a Monte Carlo analysis directly on the prediction model to estimate MIRET uncertainty. However, the estimator to build the prediction model must be adapted to the MIRET model, especially because MIRET results are not linear and may have discontinuities regarding input variables. The existence of estimators adapted to the MIRET model, as well as computational time to build the prediction model, must be studied.

In our case study, we only investigated the spatial variability of the MIRET model. It involved a limited number of variables. Thus, the number of experiments, which depends on the number of variables, remains reasonable. If the purpose of the uncertainty analysis would have been to investigate all the MIRET uncertainty sources, and not only spatial variability, the number of variables would have been higher. Therefore, the number of experiments and thus the computational time to run them would have increased dramatically. In this case, an alternative to computer experimental design is required. The uncertainty of the TIMES model results can also be estimated with other approaches such as robust optimization (Nicolas, Saint-Antonin, & Tchung-Ming, 2014). The associated computational time, as well as how uncertainty results can be used for C-LCA purposes, should be studied further.

7.2.4.2 Prioritize uncertainty reduction in C-LCA

The prioritization of uncertainty reduction depends on the goal and scope of the LCA study. The priority is set on actions with the potential to enhance the decision making. Different goals for this study would have lead to different criteria for prioritization. Below, we explore potential goals for this C-LCA study and their related criteria for prioritization.

1. Investigate whether the decision is beneficial or adverse to the environment: (explored in our case study). We want to compare the C-LCA results to a reference value, which, here, is zero. The more evenly spread the results around this value, the more efforts are required to try to reduce the uncertainty. The confidence level of results above or below the reference value is the criterion for prioritization.
2. Investigate whether the decision reduces the impacts by at least X% as compared to a reference level: We also want to compare the results to a non-zero reference value. The more the results are below this value, the fewer efforts are required to reduce the

uncertainty. The confidence level for results below the reference value is the criterion for prioritization.

3. Compare two decisions (A and B) to determine the most beneficial for the environment: Here, we want to compare the relative position of two decision results. The more discernable the results, the fewer efforts are required to reduce their respective uncertainty. The difference with the first example is that, here, the efforts should be focused on both decisions, not only one. The two decisions may be prioritized by comparing their respective measures of dispersion. The confidence level for decision A to be below decision B is the criterion for prioritization.
4. Precisely describe the consequences of the decision: Here, we are no longer interested in the relative position of the decision results to a reference value or another decision. We want to describe the consequences as accurately as possible. Therefore, we are interested in reducing the inner uncertainty of the scenario as much as possible. A measure of the dispersion of the results (coefficient of variation, interquartile ratio, etc.) is the criterion for prioritization.

Once the criterion for prioritization is identified, a target for uncertainty reduction may be set based on this criterion. The target refers to the acceptable level of uncertainty, as proposed by Patouillard et al (2018b). For instance, in our case study, we could say that uncertainty level must be reduced until the confidence level of the consequences of the LTE as beneficial or adverse for the environment is higher than 75%. The lower the confidence level, the higher the priority. Setting such a criterion and related target would help refine the strategy for uncertainty reduction.

It is worth noting that regionalizing and/or spatializing the inventory will not only reduce the uncertainty of the results, it may also significantly modify the mean (or most probable) result in terms of impact scores. This effect may be crucial depending on the goal and scope of the study.

7.2.4.3 LCIA spatial correlation in C-LCA

Once regionalized ICs have been dealt with, LCIA spatial correlations from different origins should be considered: the spatial correlation at the product system level, the spatial correlation between ICs (inter ICs) and the spatial correlation within IC between CFs (intra CFs) (Patouillard, Collet, et al., 2018). There is an additional source of LCIA spatial correlation in C-LCA: LCIA spatial correlation between processes affected by the decision. Here, affected processes are identified by

comparing two scenarios modeled using the economic model MIRET: one scenario with the decision and the other without. Only the difference between both scenarios is modeled in the C-LCA model. However, the spatial distribution of a process may be different between the scenario with and without the decision. For instance, biomass cultivation processes may occur in some regions in the scenario that implement the LTE and in other regions in the business-as-usual scenario. Here, since the MIRET version used in this exercise is not regionalized, we assumed that this spatial distribution is the same for both scenarios and thus also assume that processes from the scenario with and without decision are perfectly spatially correlated. We therefore use regionalized CFs from the same region for both scenarios.

The effect of accounting (or not) for LCIA spatial correlation between affected processes may be studied by comparing C-LCA results from the current MIRET model (not regionalized) with a regionalized version of the MIRET model (GeoMIRET). With this version, we would be able to compare the spatial distribution of scenarios with and without the decision for each process and see if they match or not. If there is a difference between spatial distributions for each process that affects the C-LCA results, then not only should a set of affected processes be modeled in the C-LCA model but the LCA model of both scenarios, including affected and not affected processes, would have to be modeled. The difference between both LCA models must also be determined (Yang, 2016).

7.2.5 Conclusion

The uncertainty analysis of this C-LCA case study including LCI and LCIA input variables shows that the implementation of alternative transport scenarios in compliance with the LTE public policy is beneficial for certain midpoint ICs, such as global warming, marine acidification and particulate matter formation, at a confidence level of over 99%. For other ICs, uncertainty reduction is required to determine conclusions with a similar level of confidence.

The GSA of our C-LCA case study highlights the fact that input variables identified with spatial variability from the partial equilibrium economic model (foreground inventory) are significant contributors to the spatial uncertainty results and should be prioritized for spatial uncertainty reduction. Indeed, ways to reduce the spatial uncertainty of foreground inventory from economic modeling should be explored. In this C-LCA case study, all regionalized ICs (except land occupation IC) require inventory spatialization, since the group of LCIA variables is the most

sensitive. Therefore, using regionalized CFs in C-LCA is relevant, and C-LCA calculation tools should be adapted accordingly.

7.2.6 Acknowledgments

We acknowledge the financial and technical support of IFP Energies nouvelles and of the industrial partners of the International Chair in Life Cycle Assessment (a research unit of the CIRAIG): Arcelor-Mittal, Hydro-Québec, LVMH, Michelin, Nestlé, Solvay, Optel Vision, Total, Umicore.

CHAPITRE 8 AUTRES CONTRIBUTIONS DE CE PROJET DE RECHERCHE

8.1 Contribution à la méthodologie d'impact régionalisée IMPACT World+

Le projet IMPACT World+ est un projet d'envergure en EICV visant à développer une méthodologie d'impact régionalisée de façon cohérente afin de répondre aux besoins de régionalisation des impacts en ACV avec une couverture mondiale. Cette méthodologie couvre un grand nombre de catégories d'impacts, issues de travaux de recherche, afin de quantifier ultimement les impacts sur la santé humaine, la qualité des écosystèmes et l'épuisement des ressources. Certaines de ces catégories d'impacts sont régionalisées avec une approche par archétype ou par différenciation spatiale.

Ma contribution au projet IMPACT World+ a été d'aider à l'opérationnalisation des catégories d'impacts régionalisées et à leur implémentation dans des logiciels ACV. Ces travaux étaient nécessaires pour pouvoir opérationnaliser la méthodologie de priorisation de l'effort de régionalisation présentée au Chapitre 5. Les étapes de ma contribution sont détaillées dans les sections suivantes. Ces travaux sont intégrés dans l'article scientifique : Bulle, C., Margni, M., Kashef-Haghighi, S., Boulay, A.-M., Bourgault, G., De Bruille, V., … Jolliet, O. (2018). IMPACT World+: Globally Regionalized Life Cycle Impact Assessment. *International Journal of Life Cycle Assessment*, In revision.

8.1.1 Calcul des facteurs de caractérisation agrégés par catégorie d'impact spatialement différenciée

Les catégories d'impacts spatialement différenciées dans IMPACT World+ sont les suivantes : acidification aquatique, acidification terrestre, eutrophisation aquatique, occupation des terres, transformation des terres, utilisation de l'eau comprenant l'empreinte eau basée sur la méthodologie AWARE (A. M. Boulay et al., 2017). La plupart de ces catégories propose des indicateurs au niveau *midpoint* (orienté problème) et *endpoint* (orienté dommage). Les FC agrégés au niveau des pays, des continents et du monde ont été calculés pour chaque indicateur. Les FC

agrégés sont calculés en faisant une moyenne des FC natifs pondérés par la probabilité de présence du flux élémentaire (FE) concerné dans chaque région native. La probabilité de présence du FE peut être la valeur observée de ce FE ou être approximée par une autre variable telle que la population lorsqu'aucune information n'est disponible. Le détail du calcul des FC agrégés et des hypothèses pour chaque catégorie d'impact spatialement différenciée dans IMPACT World+ se trouve en Annexe F.

Voici la démarche suivie pour le calcul des FC agrégés pour chaque indicateur :

- Calcul des quantités de FE (niveau d'émission de la substance, proxy d'émission comme la population, quantité de terre utilisée pour chaque type d'usage des terres, etc.),
- Calcul de l'intersection entre la résolution native et les régions d'agrégation (pays, continent, monde). Des calculs SIG ont été réalisés grâce au logiciel QGIS,
- Calcul des facteurs de pondération pour chaque FC à la résolution native,
- Calcul des FC agrégés. Ces calculs ont été faits sous Excel avec des macros VBA afin de faciliter l'accessibilité, la transparence et la mise à jour des FC.

Pour chaque catégorie d'impact régionalisée (22 catégories) au midpoint et au endpoint, trois niveaux d'agrégation ont été proposés. Des CF agrégés ont ainsi été calculés pour chaque pays (236 pays), pour chaque continent (6 continents) et pour le monde (1 FC générique). Au total, plus de 130 000 CF agrégés ont été calculés.

8.1.2 Évaluation de l'incertitude liée à la variabilité spatiale des FC agrégés

Un FC natif, c'est-à-dire directement calculé par le modèle EICV dans sa résolution standard choisi par le modélisateur, a une incertitude de base issue du modèle EICV. Un FC agrégé contient deux sources d'incertitude : l'incertitude de base des FC natifs et l'incertitude d'agrégation, liée à la variabilité des FC natifs au sein de la région d'agrégation. Dans IMPACT World+, seule l'incertitude d'agrégation liée à la variabilité spatiale est pour l'instant quantifiée pour les FC agrégés.

La variabilité spatiale d'un FC agrégé correspond à l'ensemble des valeurs des FC de chaque région native appartenant à une région d'agrégation, pondérées par leurs probabilités d'émission respectives. La variabilité spatiale associée à chaque FC agrégé pour chaque région d'agrégation et chaque catégorie d'impact a été évaluée. Pour représenter cette variabilité, les paramètres

suivants pour chaque FC agrégé ont été calculés : moyenne, médiane, écart-type, intervalle de confiance à 50% et 95%, minimum, maximum.

Par ailleurs, la distribution de probabilité la plus vraisemblable pour représenter la variabilité spatiale de chaque FC agrégé a été investiguée. Cette distribution permettra à chaque FC agrégé d'être intégré dans un logiciel ACV avec son incertitude. La distribution triangulaire ne semble pas être une distribution adéquate pour représenter cette variabilité car l'estimation des paramètres de cette distribution par la méthode de moments était impossible pour de nombreux CF. La distribution Béta à quatre paramètres semble plus appropriée car les formes que peut prendre cette distribution sont plus variées. L'estimation des paramètres de cette distribution par la méthode de moments (AbouRizk, Halpin, & Wilson, 1994; Riggs, 1989) a été possible pour tous les CF globaux. Cependant, l'adéquation de ces distributions pour représenter la variabilité spatiale des FC agrégés devra être testé plus avant. De plus cette distribution n'est pas disponible dans les distributions par défaut des logiciels ACV.

8.1.3 Regroupement des résultats de FC agrégés et de leur variabilité

Toutes les données utilisées et les résultats de FC agrégés et des paramètres décrivant leur variabilité ont été stockés dans une base de données qui sera rendue disponible pour les utilisateurs d'IMPACT World+ (https://www.dropbox.com/sh/2sdgbqf08yn91bc/AAA-mnN7YxkQxfyFx2LYK0PCa?dl=0). Des cartes contenant toutes ces informations, et utilisables avec un logiciel SIG, ont également été créées pour les résolutions natives et agrégées. Ces cartes faciliteront ensuite l'opérationnalisation d'IMPACT World+ pour des calculs d'ACV régionalisés.

8.1.4 Implémentation d'IMPACT World+ dans les logiciels ACV

IMPACT World+ a été implémenté dans certains logiciels ACV en version endpoint uniquement et non régionalisé à l'échelle native. Les versions midpoint et les versions régionalisées devront être implémentées dans l'avenir. Toutes les versions implémentées devront également être testées. J'ai assuré l'implémentation des FC agrégés dans les logiciels suivants :

- **Simapro**. Les FC agrégés ont été créés pour toutes les résolutions agrégées. L'incertitude des FC agrégés ne peut pas être ajoutée dans ce logiciel.
- **OpenLCA**. Seuls les FC agrégés au niveau mondial ont été implémentés. L'incertitude des FC agrégés peut être ajoutée dans ce logiciel mais la distribution beta à quatre paramètres

ne fait pas partie des distributions par défaut. Par ailleurs, des réflexions sur l'implémentation des catégories d'impacts régionalisés à leur échelle native ont été menées avec GreenDelta, qui a développé openLCA, lors d'un séjour de deux semaines au sein de la compagnie. Les réflexions étaient principalement autour de l'adéquation entre l'agrégation des FC dans openLCA et dans IMPAC World+. Aux dernières nouvelles, des modifications ont été apportées au logiciel pour faire correspondre la méthode d'agrégation des FC à celle d'IMPACT World+.

- **Brightway 2**. Seuls les FC agrégés au niveau mondial ont été implémentés. L'incertitude des FC agrégés a pu être ajoutée en implémentant la distribution beta à quatre paramètres dans le logiciel.

8.2 Implication auprès de l'UNEP-SETAC Life Cycle Initiative

Dans le cadre du Programme des Nations Unies pour Environnement (PNUE), je suis impliquée avec le programme « Life Cycle Initiative » en tant que co-responsable du groupe de travail « Régionalisation en EICV » ("Environmental life cycle impact assessment indicators | Life Cycle Initiative," 2015). L'objectif de ce groupe de travail est de construire des lignes directrices pour l'intégration de la régionalisation en EICV en se basant sur un consensus entre différents experts internationaux. Ces travaux ont donné lieu à la publication de l'article scientifique suivante :

1. Verones, F., Bare, J., Bulle, C., Frischknecht, R., Hauschild, M., Hellweg, S., … Fantke, P. (2017). LCIA framework and cross-cutting issues guidance within the UNEP-SETAC Life Cycle Initiative. *Journal of Cleaner Production*, *161*, 957–967. http://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.05.206

Un deuxième est en préparation:

2. Mutel, C. L., Liao, X., Patouillard, L., Bare, J. C., Fantke, P., Frischknecht, R., … Weidema, B. P. (n.d.). Overview and recommendations for regionalized life cycle impact assessment, In redaction.

Le premier article présente les grandes lignes des recommandations issues dans un consensus entre les experts pour traiter les problématiques actuelles en EICV et transversales entre les différentes

catégories d'impact : l'intégration des aspects spatiaux et temporels, les états de référence, la normalisation et la pondération, l'analyse de l'incertitude des modèles EICV. Le second article expose les principales recommandations pour l'intégration de la régionalisation en EICV issues du groupe de travail « Régionalisation en EICV ». Il présente tout d'abord les résultats d'un sondage sur les pratiques actuelles pour la régionalisation en EICV auprès des différents développeurs de méthodes d'impact régionalisées. Ensuite des recommandations sont formulées concernant : l'agrégation des FC régionalisés, les informations indispensables à fournir par les développeurs de méthodes (documentation sur les principales hypothèses, incertitudes des FC, cartes, etc.), les formats des données à fournir.

8.3 Contribution à d'autres articles scientifiques

D'autres implications ponctuelles et opportunités ont donné lieu à la publication des articles scientifiques suivants :

- Patouillard, L., Bulle, C., & Margni, M. (2016). Ready-to-use and advanced methodologies to prioritise the regionalisation effort in LCA. *Matériaux & Techniques, 104*(1), 105. http://doi.org/10.1051/mattech/2016002
- Aziz, L., Deschênes, L., Karim, R.-A., Patouillard, L., & Bulle, C. (2017). Including metal atmospheric fate and speciation in soils for terrestrial eco-toxicity in life cycle impact assessment. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, Accepted. http://doi.org/10.1007/s11367-018-1438-8
- Mikhaylin, S., Patouillard, L., Margni, M., & Bazinet, L. (2018). Milk protein production by a more environmentally sustainable process: bipolar membrane electrodialysis coupled with ultrafiltration. *Green Chemistry*, *20*(2), 449–456. http://doi.org/10.1039/C7GC02154B

8.4 Participations à des conférences

Ce projet de recherche a donné lieu à plusieurs présentations dans des conférences internationales :

- Patouillard, L., Collet, P., Lesage, P., Tirado-Seco, P., Bulle, C., & Margni, M. (2018). Reduce the uncertainty of LCA results by prioritizing the regionalization effort: a sectorial meta-analysis. In *SETAC Europe 28th Annual Meeting*. Rome, Italy.

- Patouillard, L., Lorne, D., Collet, P., Jayet, P.-A., & Margni, M. (2017). Conséquences environnementales de la mise en place de la Loi sur la transition énergétique (LTE) pour le secteur des transports en France à l'horizon 2030 : quel besoin de régionalisation? In *ACFAS*. Montréal.
- Patouillard, L., Collet, P., Tirado-Seco, P., Bulle, C., & Margni, M. (2016). Prioritize regional data collection based on uncertainty analysis to enhance the quality of LCA results. In *LCA XVI*. Charleston, USA.
- Patouillard, L., & Bulle, C. (2016). Regionalization in Life Cycle Impact Assessment - The IMPACT World+ methodology. In *V Congresso Brasileiro em Gestão do Ciclo de Vida*. Fortaleza, Brazil.
- Patouillard, L., Collet, P., Tirado-Seco, P., Bulle, C., & Margni, M. (2016). Using uncertainty analysis for a parcimonious integration of regionalization in LCA practice. In *CYCLE 2016*. Montréal, Canada.
- Patouillard, L., Collet, P., Tirado-Seco, P., Bulle, C., & Margni, M. (2016). How to prioritize data collection based on uncertainty analysis: Application to the regionalization effort. In *SETAC Europe 26th Annual Meeting*. Nantes, France.
- Patouillard, L., Bulle, C., & Margni, M. (2015). Ready-to-use and advanced methodologies to prioritise the regionalisation effort in LCA. In *Society and Materials Conference SAM-9*. Luxembourg.
- Patouillard, L., Bulle, C., Querleu, C., Maxime, D., Patreau, V., Beaudard, C., & Garcia, J. (2015). How to integrate the spatial dimension in LCA. In *SETAC Europe 25th Annual Meeting*. Barcelona, Spain.
- Patouillard, L., Bulle, C., Margni, M., Collet, P., & Jayet, P.-A. (2015). Prioritise the regionalisation effort in LCA. In *SETAC Europe 25th Annual Meeting*. Barcelona, Spain.
- Patouillard, L., Bulle, C., Querleu, C., Maxime, D., Patreau, V., Beaudard, C., & Garcia, J. (2015). Considering geographic aspects in LCA: Benefit and implementation. In *7th International Conference on Life Cycle Management*. Bordeaux, France.

CHAPITRE 9 DISCUSSION GÉNÉRALE

9.1 Atteintes des objectifs de recherche

L'objectif de cette thèse de « développer un cadre méthodologique permettant de prioriser l'effort de réduction de l'incertitude en ACV, à travers l'opérationnalisation de la régionalisation, dans le but d'améliorer la prise de décision » a été atteint grâce aux réponses aux objectifs spécifiques suivants.

1. **Formuler un cadre structurant et opérationnel pour l'utilisation des approches existantes pour la régionalisation en ACV**

La revue critique de la littérature sur la prise en compte de la dimension spatiale en ACV présentée au Chapitre 4 a permis d'élaborer un cadre structurant pour l'utilisation des différentes approches existantes liées à la régionalisation en ACV. Chaque approche a été évaluée selon son niveau de pertinence, de développement et d'opérationnalisation. Ultimement, des recommandations ont été formulées sur l'intégration de la dimension spatiale en ACV.

Les recommandations à court terme préconisent l'implémentation des approches et outils déjà existants et les plus pertinents (bases de données régionalisées, calcul régionalisé, méthodes d'impact régionalisées, SIG) dans les logiciels ACV et leur utilisation par les praticiens ACV. Afin de mieux guider les praticiens ACV à court terme, un logigramme basé sur des analyses de contribution aux impacts (Voir Figure 4.1) a été proposé afin d'implémenter la régionalisation et la spatialisation de l'inventaire dans les études ACV et de prioriser les efforts associés. Les limites de ce logigramme sont discutées à la section 9.2.1.

Les recommandations à long terme se concentrent sur les efforts nécessaires en matière de régionalisation en ACV qui n'en est encore qu'à ses débuts due au nombre limité d'acteurs impliqués jusqu'à présent. La communauté ACV doit améliorer sa connaissance des facteurs influençant la variabilité spatiale des technologies ou secteurs et des catégories d'impacts afin de mieux organiser et prioriser des développements à long terme. Par ailleurs, la priorisation de l'effort de régionalisation par le praticien aujourd'hui basée sur des analyses de contribution aux impacts doit évoluer vers l'utilisation des analyses de sensibilité. En effet, ces analyses sont les seules à pouvoir identifier les plus importants contributeurs à l'incertitude, donc à pouvoir guider l'effort

de collecte de données du praticien pour réduire l'incertitude vers les meilleurs potentiels de réduction de cette incertitude.

2. Développer une méthodologie de priorisation de collecte des données en ACV pour la réduction des incertitudes spatiales afin de prioriser l'effort de régionalisation en ACV

La méthodologie présentée au Chapitre 5 permet d'analyser la contribution à l'incertitude des variables du modèle ACV grâce à des analyses de sensibilité globale et ainsi de prioriser la collecte des données. Elle est adaptée pour la réduction de l'incertitude spatiale et permet de prioriser l'effort de régionalisation. Cette méthodologie itérative destinée aux praticiens ACV et aux développeurs de base de données ACV permet de prioriser par étapes :

1. Les scénarios de l'étude ACV pour lesquels l'incertitude spatiale doit être réduite,
2. Les catégories d'impacts les plus contributrices à l'incertitude,
3. L'ordre de priorité entre la régionalisation et la spatialisation de l'inventaire pour les catégories d'impacts priorisées,
4. Les variables d'entrée du modèle ACV qui doivent donc être régionalisées ou spatialisées en priorité.

Les analyses de sensibilité globale successives sont basées sur la méthode de décomposition de la variance pour calculer les indicateurs de sensibilité de Sobol. D'après la littérature, utiliser ces indicateurs pour l'analyse de sensibilité globale semble la plus adaptée à la structure du modèle ACV. En effet, elle permet de prendre en compte des corrélations entre variables et un degré élevé d'interaction entre variables comme c'est le cas pour le modèle ACV. Une comparaison pour un système de produit de cette méthodologie avec l'approche de priorisation par analyses de contribution aux impacts, montre une hiérarchisation des catégories d'impacts différentes. Cette comparaison suggère la pertinence de la méthodologie basée sur des analyses de sensibilité. Les principales limites de cette méthodologie sont discutées en section 9.2.

3. Appliquer les cadres développés pour prioriser de l'effort de régionalisation à des cas d'études en ACV attributionnelle

Le logigramme et la méthodologie pour prioriser de l'effort de régionalisation ont été appliqués à deux cas d'étude en ACV attributionnelle démontrant ainsi l'applicabilité et l'utilité de ces outils.

Le premier cas d'étude présenté au Chapitre 5 est une méta-analyse de la base de données ACV *ecoinvent v3* pour deux secteurs (production de biocarburant et transport routier des passagers) avec la méthodologie d'impact régionalisée IMPACT World+. Des recommandations sont formulées sur les besoins en matière de régionalisation (priorisation des catégories d'impacts et entre la régionalisation et la spatialisation de l'inventaire) pour tous les systèmes de produits appartenant aux deux secteurs. Les besoins prioritaires en matière de régionalisation varient d'un secteur à l'autre. Cependant pour les deux secteurs étudiés, la spatialisation de l'inventaire est requise en priorité par rapport à la régionalisation de l'inventaire pour presque toutes les catégories d'impacts régionalisées. Par ailleurs, la forte sensibilité des catégories d'impact sur l'utilisation de l'eau et l'utilisation des terres met en lumière certains défis de l'opérationnalisation de la méthodologie de priorisation de l'effort de régionalisation, comme la prise en compte de la corrélation spatiale en EICV (voir la discussion à la section 9.2.3.2). Ultimement, le praticien ACV pourrait réutiliser ces recommandations précalculées pour les secteurs sans avoir besoin d'appliquer la méthodologie proposée au Chapitre 5 à chaque étude, à condition que le système de produit étudié ne contienne pas de technologie de rupture ou de technologie non représentée dans la base de données ACV utilisée.

Le deuxième cas d'étude présenté au Chapitre 6 propose une application adaptée du logigramme du Chapitre 4 pour guider une organisation du secteur agroalimentaire à spatialiser à court terme sa propre base de données ACV pour les catégories d'impacts sur l'utilisation de l'eau et l'utilisation des terres. Ce cas d'application a permis de mettre en lumière l'influence de l'introduction de la spatialisation dans cette base de données : les conclusions d'une étude comparative basée sur cette base de données ont changé avec l'introduction de la spatialisation. Cependant, la variabilité spatiale résultante due à l'utilisation de FC agrégés au niveau des pays reste importante. Une spatialisation plus fine au niveau de la résolution native des catégories d'impacts permettrait d'annuler cette variabilité mais son opérationnalisation est limitée par la disponibilité en termes de ressources et de données.

4. **Appliquer la méthodologie de priorisation de l'effort de régionalisation à un cas d'étude en ACV conséquentielle pour évaluer les conséquences environnementales d'une politique publique pour le transport en France**

La méthodologie de priorisation de l'effort de régionalisation présenté au Chapitre 5 a été appliquée à un cas d'étude en ACV conséquentielle issue d'un modèle économique d'équilibre partiel de type TIMES pour évaluer les conséquences environnementales d'une politique publique sur la transition énergique pour le transport en France. Ce cas d'étude a permis de mieux investiguer l'incertitude, notamment spatiale, en ACV-C. Tout d'abord, la prise en compte de l'incertitude montre que conclure sur les bénéfices environnementaux de la politique publique étudiée n'est possible que pour un nombre restreint de catégories d'impact (changement climatique et acidification marine). Notre cas d'étude a mis en lumière l'influence importante de l'incertitude d'avant-plan issu du modèle économique d'équilibre partiel dans l'incertitude globale des résultats d'ACV-C. Par ailleurs, la spatialisation de l'inventaire est requise en priorité par rapport à la régionalisation de l'inventaire pour presque toutes les catégories d'impacts régionalisées pour notre cas d'étude. Une stratégie pour prioriser l'effort de régionalisation pour ce cas d'étude ACV-C a également été proposée.

9.2 Limites identifiées

Bien que les objectifs spécifiques aient été atteints, les méthodologies développées et résultats obtenus reposent sur un grand nombre d'hypothèses. Ils doivent donc être utilisés et interprétés avec modestie au regard notamment des principales limites exposées dans les sections suivantes. Les sections 9.2.1 et 9.2.2 traitent des limites théoriques des développements méthodologiques proposés dans cette thèse pour prioriser l'effort de régionalisation en ACV. La section 9.2.3 exposent les limites pratiques liés à l'opérationnalisation de la méthodologie pour prioriser l'effort de régionalisation en ACV basée sur des analyses de sensibilité globale. Les sections 9.2.4 et 9.2.5 présentent les limites des cas d'application en ACV attributionnelle et conséquentielle.

9.2.1 Limites de l'utilisation de l'analyse de contribution aux impacts pour prioriser la réduction d'incertitude spatiale

Le logigramme de priorisation basé sur des analyses de contribution aux impacts (ACI) proposé au Chapitre 4 présente des avantages et des limites. Les principaux avantages de l'utilisation des ACI sont (i) qu'elles ne nécessitent que des données déterministes (pas de données probabilistes), (ii) que le temps de calcul associé est très faible, (iii) qu'elles sont déjà implémentées dans les logiciels ACV et (iv) qu'elles permettent d'identifier les points chauds en matière de contribution aux

impacts. Toutefois les plus gros contributeurs aux scores d'impacts ne sont pas nécessairement les plus gros contributeurs à l'incertitude des résultats (Patouillard et al., 2016). Dans la perspective de réduire l'incertitude spatiale, il est plus pertinent de se baser sur des analyses de sensibilité dont l'objectif est de quantifier la contribution des variables d'entrée à l'incertitude des résultats. Ceci est une des principales limites de l'utilisation des ACI qui peut éventuellement entrainer le praticien ACV à focaliser ses efforts de réduction de l'incertitude sur des variables ayant un faible potentiel de réduction de l'incertitude (voir Figure 9.1).

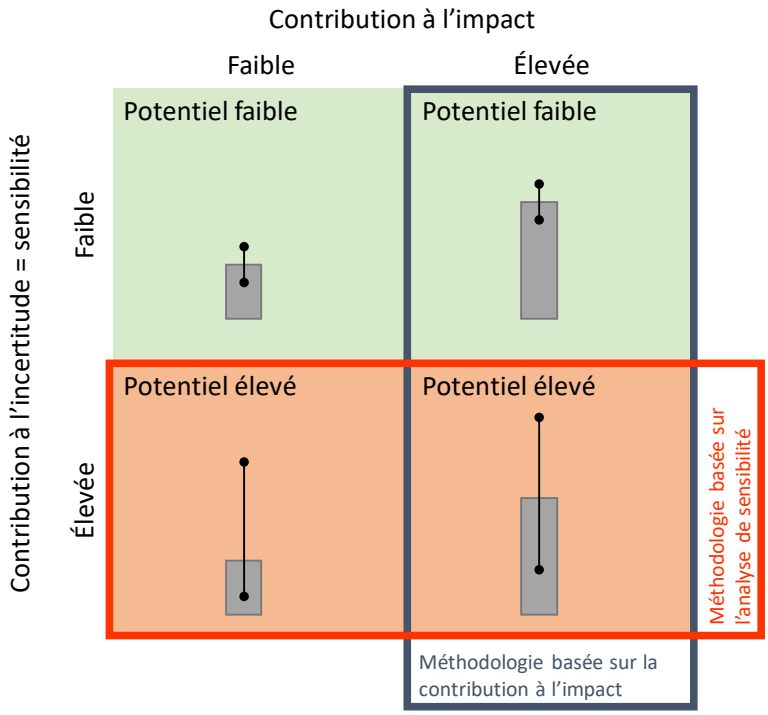


Figure 9.1 – Types de variables identifiées lors de la priorisation de l'effort de réduction de l'incertitude avec une méthodologie basée sur des analyses de contribution aux impacts et des analyses de contribution à l'incertitude des résultats (analyse de sensibilité). « Potentiel faible » signifie que le potentiel de réduction d'incertitude est faible pour ces variables, « Potentiel élevé » signifie au contraire que le potentiel de réduction est élevé et que les efforts de réduction de l'incertitude doivent être concentrés ici. Cette figure est tirée de Patouillard et al. (2016).

Une comparaison de la priorisation de la régionalisation basée sur une ACI et sur une analyse de sensibilité globale pour un système de produits au Chapitre 5 montre une hiérarchisation des catégories d'impact très différente. Par ailleurs, l'ACI ne permet pas d'arbitrer sur l'ordre de priorité entre priorisation de la régionalisation de l'inventaire ou spatialisation de l'inventaire. Il ne

permet donc pas d'orienter le praticien ACV sur le type de travail nécessaire et les données à collecter. Ces deux éléments suggèrent que les analyses de sensibilité globale seraient plus efficaces, voire plus pertinentes, pour prioriser la réduction de l'incertitude spatiale. Cependant, cette conclusion doit être testée sur davantage de systèmes de produits différents.

9.2.2 Limites de la méthodologie de priorisation de la régionalisation par l'incertitude

Cette section présente les principales limites de la méthodologie de priorisation de la régionalisation prenant en compte l'incertitude proposée au Chapitre 5.

9.2.2.1 Objectifs de réduction de l'incertitude

La première étape de la méthodologie de priorisation de la régionalisation propose de définir un niveau d'incertitude des résultats acceptable pour le décideur. Ce niveau est en fait l'objectif de réduction de l'incertitude à atteindre pour le praticien ACV. Toutefois, la nature et la valeur de cet objectif peuvent être difficile à identifier et à quantifier et ne sont pas explorées plus avant dans la méthodologie proposée.

La nature de l'objectif de réduction de l'incertitude dépendra tout d'abord du type d'étude ACV. Pour une ACV comparative, l'objectif sera lié au niveau de confiance de la conclusion de la comparaison de deux scénarios, calculé grâce à des tests statistiques (Henriksson et al., 2015). Dans leur méthodologie pour évaluer l'incertitude dans des analyses d'ACV comparative, Gregory et al. introduisent également un paramètre de décision basé sur le niveau de confiance dans la décision (significativité statistique minimale) pour la comparaison des scénarios alternatifs. Pour une ACV non comparative, par exemple une ACV déclarative, l'objectif sera lié à la dispersion de l'incertitude propre des résultats d'ACV. Elle peut être mesurée par exemple par le coefficient de variation, le ratio interquartile, ou tout autres mesures de la dispersion des résultats (Bourgault, 2013; E.A. Groen et al., 2014). Le choix de la mesure doit toutefois être fait en cohérence avec les propriétés des résultats (forme de la distribution, résultats négatifs, moyenne nulle, etc.). La nature de l'objectif de réduction de l'incertitude dépendra également de la formulation des objectifs de l'étude qui est discuté dans notre cas d'application en d'ACV conséquentielle à la section 9.2.5.1.

Cependant, compte tenu du manque d'expérience et de connaissance des outils statistiques de la part des praticiens ACV et des décideurs, définir l'objectif de réduction de l'incertitude ne sera pas

aisé. De plus, la valeur de cet objectif doit être réaliste au regard du niveau d'incertitude attendu pour les différentes études ACV. Par exemple, les études ACV conséquentielles et/ou prospectives sont plus incertaines par nature (Herrmann et al., 2014). Les objectifs de réduction de l'incertitude pourraient être issus d'un consensus avec la communauté des décideurs qui pourrait être traduit en lignes directrices pour la communauté ACV dépendamment du contexte décisionnel. Elles pourraient ainsi être intégrées dans les recommandations formulées en ACV comme les règles sur les catégories de produits. Définir le niveau d'incertitude acceptable pour aussi faire partie du processus itératif de l'ACV : l'incertitude peut être réduite pas à pas jusqu'à ce que le décideur se sente à l'aise avec le niveau d'incertitude pour intégrer les résultats d'ACV dans sa prise de décision.

9.2.2.2 Évaluation de l'incertitude spatiale d'entrée

Les résultats de la priorisation prenant en compte l'incertitude dépendent évidemment des sources d'incertitudes spatiales considérées. Les résultats de nos cas d'étude ont montré l'importance de la contribution de l'incertitude spatiale des FC à l'incertitude totale des résultats. Cela souligne l'importance de l'inclusion de l'incertitude des FC régionalisés lors des analyses d'incertitude et de sensibilité en ACV. Cependant, l'incertitude spatiale des FC n'est pas toujours fournie par les développeurs de méthode d'impact ou fournie de façon inutilisable. Lorsqu'ils fournissent des informations sur l'incertitude des FC, il s'agit souvent juste des extrémums, de la moyenne et/ou de l'écart-type. Ce type d'information n'est pas suffisant pour réaliser une analyse de Monte Carlo dans un logiciel ACV, car les logiciels ACV nécessitent une distribution de probabilité et le choix de cette distribution est souvent restreint (uniforme, triangulaire, normale, log normale). Dans nos cas d'étude, la variabilité spatiale des FC régionalisés dans IMPACT World+ a été approximée par une distribution de probabilité beta à quatre paramètres afin de se plier au formalisme des logiciels ACV. Il est toutefois souvent impossible de trouver une distribution de probabilité décrivant parfaitement l'histogramme des FC. Utiliser directement l'histogramme des différentes valeurs prises par un FC au sein d'une région pour représenter sa variabilité spatiale fournirait une évaluation plus représentative de l'incertitude des résultats mais les logiciels ACV n'offrent pas encore cette possibilité. Par ailleurs, les autres sources éventuelles d'incertitude spatiale au sein du modèle EICV n'ont pas été prises en compte, et ne sont que très rarement quantifiées par les développeurs de méthode d'impact. Les sources d'incertitude spatiales nécessiteraient d'être

identifiées et quantifiées puis d'être propagées jusqu'aux résultats du modèle EICV par les développeurs de méthode d'impact afin de quantifier l'incertitude spatiale de base des FC. Les développeurs de méthode d'impact pourraient même utiliser ensuite une approche basée sur des analyses de sensibilité globale pour réduire l'incertitude de base des FC, tel que proposé par quelques auteurs (Cucurachi, Borgonovo, & Heijungs, 2015; Wender et al., 2017)

Pour l'inventaire, l'incertitude spatiale de l'avant-plan et de l'arrière-plan doit être caractérisée. L'incertitude d'arrière-plan provenant de la base de données ecoinvent est basée sur l'application de l'approche Pedigree et ne distingue pas l'incertitude spatiale des autres sources d'incertitude car toutes les sources d'incertitude sont agrégées en une distribution de probabilité. La composante spatiale de cette incertitude pourrait être isolée en recalculant les distributions issues de la matrice Pedigree en prenant uniquement en compte le score Pedigree de la représentativité géographique. De plus, seule l'incertitude des valeurs quantitatives n'est évaluée dans ecoinvent. L'incertitude spatiale liée au choix d'un processus pour représenter un flux économique n'est pas quantifiée. L'utilisation d'une approche similaire à l'approche Pedigree appliquée à des variables spécialement créées pour représenter l'incertitude du choix est une piste pour traiter ce problème.

9.2.2.3 Prise en compte de l'effort nécessaire pour réduire l'incertitude

La méthodologie de priorisation de la régionalisation proposée ne prend en compte l'effort nécessaire pour réduire l'incertitude. Elle se contente d'explorer les variables ayant le plus grand potentiel de réduction de l'incertitude. Elle ne se soucie pas si cette incertitude est réductible ou non. Pourtant certaines sources d'incertitude ne sont pas directement réductibles par le praticien ACV. Par exemple, le praticien ne peut pas réduire les incertitudes du modèle d'EICV, à moins de changer la méthode d'impact qu'il utilise. De plus la méthodologie proposée n'intègre pas le cout de la réduction d'incertitude si elle est réductible. La méthodologie pour évaluer l'incertitude dans des analyses d'ACV comparatives ne prend pas non plus en compte l'effort nécessaire pour raffiner les paramètres les plus sensibles (Gregory et al., 2016).

L'inclusion de l'effort nécessaire pour réduire l'incertitude permettrait de guider de façon plus pertinente la collecte de données du praticien ACV. L'effort nécessaire pour améliorer une donnée dépend de : la possibilité pour le praticien ACV de la réduire, l'existence d'une donnée plus représentative, l'accessibilité de cette donnée, les compétences et outils requis pour analyser la

nouvelle donnée, *etc*. Cet effort pourrait être par exemple être exprimé en termes de temps nécessaire estimé pour la collecte de la donnée ou du coût financier additionnel.

9.2.2.4 Utilisation dans un cadre EICV orienté problème

La méthodologie de priorisation de la régionalisation proposée repose plutôt sur l'utilisation d'une méthodologie d'impact orientée dommage, puisqu'elle propose d'identifier les catégories d'impact orientées problème contribuant le plus à l'incertitude des catégories d'impact orientées dommage. Si elle est utilisée avec une méthodologie d'impact orientée problème, l'étape de priorisation des catégories d'impact ne pourra pas être appliquée. La méthodologie reste pour autant valide même si appliquée à des catégories d'impact orientées problème. Cependant comme la méthodologie devra être appliquée à chaque catégorie d'impact orientée problème plutôt qu'à chaque catégorie d'impact orientée dommage, son application pour un ensemble de catégories d'impact orientées problème sera plus longue.

La priorisation des catégories d'impact avec une méthodologie d'impact orientée problème pourrait se faire de plusieurs façons. Tout d'abord, elle pourrait s'appuyer sur les résultats obtenus avec une méthodologie d'impact orientée dommage. Le recours à une analyse multicritère pourrait aussi être envisagée pour prioriser les catégories d'impacts orientées problème. L'application de la méthodologie à des résultats d'impacts normalisés pourrait être envisagée mais devrait être adaptée en conséquence.

9.2.2.5 Disponibilité des données et des outils pour régionaliser ou spatialiser l'inventaire

Régionaliser et spatialiser l'inventaire suppose d'avoir accès à des données plus régionalisées. De plus en plus de données régionalisées sont disponibles. L'avènement du big data devrait permettre de trouver, d'analyser et d'intégrer un nombre croissant de données dans nos inventaires en ACV (Song, Fisher, Wang, & Cui, 2016). Toutefois la confidentialité des données régionalisées reste un enjeu (B. Vigon et al., 2017). Les bases de données d'inventaire ACV, comme ecoinvent, ont fait des efforts pour développer des jeux de données plus régionalisés (Steubing, Wernet, Reinhard, Bauer, & Moreno-Ruiz, 2016). Toutefois, certaines parties du globe comme l'Asie, l'Amérique du Sud ou l'Afrique, restent largement sous représentées, voire absente, des régions représentées dans les bases de données ACV. Étant donné la large part des activités de ces continents dans le monde, le besoin de développer des jeux de données les représentant devient incontournable. Ce besoin est

d'autant plus urgent que de telles données sont une des conditions nécessaires à la mise en place d'une stratégie de développement durable pour ces pays. Des jeux de données plus régionalisés permettraient non seulement de réduire l'incertitude des résultats d'ACV mais également de mieux quantifier la variabilité spatiale des technologies pour une couverture géographique donnée, donc d'améliorer la quantification de l'incertitude en ACV. Par ailleurs, l'indisponibilité d'outils comme les systèmes d'information géographique (SIG) dans les logiciels ACV peut grandement freiner la spatialisation de l'inventaire.

Une fois spatialisé, l'inventaire peut être lié à des FC régionalisés. L'accès à des méthodes d'impacts régionalisées est donc nécessaire pour compléter la spatialisation de l'inventaire. De nombreuses méthodes d'impacts régionalisées ont été développées ces dernières années (Aziz, Deschênes, Karim, Patouillard, & Bulle, 2017; A. M. Boulay et al., 2017; Cao et al., 2015; Chaudhary et al., 2015a; Helmes et al., 2012; Kounina et al., 2014; Plouffe, Bulle, & Deschênes, 2015; Roy et al., 2013; van Zelm, Preiss, van Goethem, Van Dingenen, & Huijbregts, 2016). Chacune traite une catégorie d'impact spécifique. Étant donnée la mondialisation des chaînes d'approvisionnement, les méthodes d'impacts régionalisées avec une couverture spatiale mondiales sont les plus pertinentes. Afin de faciliter l'utilisation par les praticiens ACV, ces méthodes ont besoin d'être regroupées dans une méthodologie d'impact régionalisée de façon cohérente. C'est l'ambition des méthodologies d'impact IMPACT World+ et de LC-IMPACT qui regroupent de nombreuses catégories d'impacts régionalisées avec une couverture spatiale mondiale (Bulle et al., 2018; Verones et al., 2016). Le développement de nouvelles méthodes d'impacts régionalisées ainsi que la mise à jour des méthodes existantes pour intégrer des nouvelles données devraient poursuivre son cours dans les prochaines années. Une des principales limites pour l'intégration de la régionalisation des impacts en ACV par les praticiens est le niveau d'opérationnalisation des méthodes d'impacts régionalisées et leur intégration dans les logiciels ACV. Le niveau d'opérationnalisation des méthodes d'impacts régionalisées renvoie à : la mise à disposition des FC natifs et agrégés à des échelles pertinentes pour le praticien ACV, le calcul de l'incertitude liée à la variabilité spatiale pour les FC agrégés, la mise à disposition de cartes, la mise à disposition d'un guide d'utilisation pour les praticiens exposant notamment de façon transparente les hypothèses liées à la régionalisation pour faciliter l'interprétation des résultats. Des efforts doivent être faits pour rendre les méthodes d'impacts régionalisées utilisables à leur plein potentiel par les praticiens ACV, c'est-à-dire offrir la possibilité d'utiliser les FC régionalisés à leur échelle

native et pas seulement à des échelles plus agrégées et inclure l'incertitude liée à la variabilité spatiale des FC agrégés. Par ailleurs, des FC plus régionalisés permettraient non seulement de réduire l'incertitude des résultats d'ACV mais également de mieux quantifier la variabilité spatiale des FC agrégés pour une couverture géographique donnée, donc d'améliorer la quantification de l'incertitude en ACV.

9.2.2.6 Implémentation dans les logiciels ACV

L'implémentation de la méthodologie de priorisation de la régionalisation proposée dans les logiciels ACV repose essentiellement sur l'implémentation des analyses de sensibilité globale en ACV (voir section 9.2.3) et l'implémentation des méthodes d'impact régionalisées (voir section 9.2.2.5).

Une importance particulière pourra aussi être apportée à la façon de communiquer les résultats des analyses de sensibilité aux praticiens ACV dans le logiciel afin qu'ils puissent facilement prioriser sa collecte des données pour réduire l'incertitude de ses résultats.

9.2.2.7 Extension à d'autres types d'incertitude?

La méthodologie proposée ne prend en compte que l'incertitude des paramètres du modèle ACV. Cependant, comme souligner par De Koning et al., les incertitude de tous types peuvent être intégrés sous forme de paramètres (De Koning et al., 2010). Il s'agit d'une pratique courante en ACV mais qui apporte souvent beaucoup de confusion, sans même parfois que les praticiens s'en rendent compte. La méthodologie pourrait donc être étendue à d'autres types d'incertitude pour mieux prioriser la collecte des données en ACV. La méthodologie nécessiterait néanmoins d'être adaptée. Les incertitudes de scénarios pourraient aussi être traitées telles que proposé par (Gregory et al., 2016).

9.2.3 Limites de l'opérationnalisation des analyses de sensibilité globale en ACV

9.2.3.1 Adaptation des méthodes d'analyse de sensibilité globale à la non-linéarité du modèle ACV

Le modèle matriciel permettant de calculer les résultats d'impacts en ACV (Heijungs & Suh, 2002) n'est pas linéaire car il contient des interactions entre variables (voir la section 2.3.2). En effet, la matrice technologique et la matrice environnementale contiennent des variables incertaines, ainsi que la matrice des FC. En supposant que le vecteur de demande finale ne soit pas incertain, le modèle d'ACV est donc un modèle avec des interactions au moins d'ordre 3 entre les variables. De ce fait, les méthodes utilisées pour mener des analyses de sensibilité globale (ASG) sur les résultats d'ACV doivent être adaptées à cette non-linéarité.

Toutefois la littérature récente sur les ASG en ACV ne prend pas en compte cet aspect et fournit des recommandations pour les ASG non adaptées au modèle d'ACV. En effet, Groen et al. ont proposé une comparaison de plusieurs méthodes pour mener des ASG (Evelyne A. Groen et al., 2017). Leurs conclusions sont que la variance expliquée et la sensibilité des variables sont quantifiées de façon optimale par : (i) les coefficients de régression standard et les indices de sensibilité de Sobol pour de petites variations, (ii) le coefficient de corrélation de Spearman et les indices de sensibilité de Sobol pour de grandes variations. Cette comparaison est faite sur des résultats d'inventaire (et non des résultats d'ACV) et pose l'hypothèse que le modèle d'inventaire est linéaire. Ces conclusions ne peuvent donc pas être utilisées de façon directe pour l'ASG sur les résultats d'ACV, d'autant plus si l'incertitude des FC est prise en compte.

Pourtant, la littérature plus ancienne a démontré la faiblesse du pouvoir explicatif des coefficients de régression et de corrélation (Sperman inclus) sur des modèles ayant de fortes interactions (Borgonovo & Plischke, 2016; Saltelli & Sobol', 1995). Le fait qu'ils soient largement utilisés pour les ASG en ACV est historique. En effet, le modèle ACV a toujours été présenté comme un modèle linéaire car avant les seules variables incertaines étaient les variables issues de l'inventaire (et plutôt de la matrice A). Aujourd'hui de plus en plus d'incertitudes sont prises en compte et notamment les incertitudes des FC rendant le modèle ACV non linéaire. Nos méthodes d'ASG doivent donc s'adaptées à ce nouveau paradigme. À l'inverse, les indices de sensibilité de Sobol

sont intrinsèquement adaptés à l'ASG des modèles avec interaction. C'est la raison pour laquelle nous avons sélectionné les indices de sensibilité de Sobol pour opérationnaliser nos ASG. L'adéquation des différentes méthodes existantes pour mener des ASG sur des résultats d'ACV devrait donc être investiguée plus avant en prenant en compte la non-linéarité du modèle ACV, afin de fournir des recommandations à la communauté ACV pour mener des ASG fiables.

9.2.3.2 Prise en compte de la corrélation

Comme souligné par plusieurs auteurs, ignorer les corrélations entre variables en ACV peut affecter la validité des analyses d'incertitude et de sensibilité (E.A. Groen & Heijungs, 2017; Wei et al., 2015). Plusieurs sources de corrélation peuvent être distinguées en ACV. Tout d'abord, des corrélations existent entre les systèmes de produits pour des scénarios comparés en ACV. L'échantillonnage doit donc être corrélé (ou dépendant) entre les systèmes de produits en regardant par exemple la différence entre les scénarios et en analysant les résultats relatifs d'incertitude (Henriksson et al., 2015). Dans le cas d'étude de la méta-analyse sectorielle, l'échantillonnage entre les systèmes de produits est corrélé. Des corrélations existent également au sein d'un système de produits et peuvent être distinguées entre les corrélations entre les variables de l'inventaire et les corrélations entre les FC.

Les corrélations entre les variables de l'inventaire sont par exemple les corrélations physiques existantes au sein d'un même processus unitaire. Par exemple dans un processus unitaire, l'eau entrante, l'eau sortante et l'eau contenu dans le produit sont corrélées par le bilan de conservation de la matière (Pfister et al., 2016). Cette corrélation est particulièrement importante pour les flux élémentaires d'eau et de transformation des terres. Cette corrélation est aujourd'hui ignorée dans les analyses d'incertitude des logiciels ACV. De ce fait, il est possible que la quantité d'eau entrante dans un processus soit plus faible que la quantité sortante pour certaines itérations de lors l'échantillonnage. Une méthode pour préserver la corrélation physique dans les processus unitaires des flux d'inventaire décrits par des distributions log normales est proposée dans le Chapitre 5 et est intégrée dans les cas d'études uniquement pour les flux d'eau et de transformation des terres. La meilleure approche serait toutefois que les bases de données d'inventaire comme ecoinvent soient intégrées dans les logiciels ACV en conservant leur paramétrisation, qui permettrait donc de prendre en compte cette corrélation.

Les corrélations entre les FC au sein d'un système de produits sont notamment les corrélations spatiales entre les FC pour les catégories d'impacts régionalisés. Tout d'abord, chaque processus unitaire a sa propre localisation spatiale donc les localisations spatiales de chaque processus unitaire dans un système de produit doivent être décorrélées. Ainsi l'échantillonnage des FC régionalisés doit être spatialement décorrélé entre chaque processus unitaire. Cela suppose donc de ne pas agréger l'inventaire avant de le caractériser en utilisant un calcul régionalisé d'ACV (C. L. Mutel & Hellweg, 2009). Par ailleurs, les catégories d'impacts régionalisées doivent être spatialement corrélées entre elles, c'est-à-dire que la région choisie pour un processus unitaire à chaque itération doit être la même pour toutes les catégories d'impacts régionalisées. Enfin, les FC doivent être spatialement corrélés entre eux au sein d'une catégorie d'impact, c'est-à-dire que la région choisie pour un processus unitaire à chaque itération doit être la même pour chaque FC au sein d'une catégorie d'impact régionalisée. Pour l'intégration de la corrélation spatiale des FC entre catégorie d'impacts et au sein d'une catégorie d'impact, l'utilisation d'un SIG est fortement recommandée (C. L. Mutel et al., 2012). En effet, la définition des régions natives des FC régionalisés étant différente entre les catégories d'impacts et parfois même au sein d'une catégorie d'impact, l'échantillonnage à chaque itération devrait se passer comme suit : un point géographique doit tout d'abord être choisi aléatoirement au sein de la couverture spatiale du processus unitaire, la région native à laquelle appartient ce point doit être identifiée pour chaque FC dans chaque catégorie d'impact, la valeur du FC correspondant à la région native doit être utilisé pour caractériser le flux élémentaire pour ce processus unitaire pour cette itération.

Les cas d'études de ce doctorat sont basés sur un calcul d'ACV traditionnel, c'est-à-dire qu'il n'est pas régionalisé. Nous ne prenons donc pas en compte la décorrélation spatiale nécessaire des FC au niveau du système de produit. En d'autres termes, pour un système de produit, le même CF est utilisé pour un flux élémentaire donné et une catégorie d'impact donnée sans tenir compte des différentes locations géographiques de chaque processus. De plus, l'échantillonnage des FC est décorrélé entre les catégories d'impacts et entre les FC au sein d'une catégorie, sauf pour certains CF pour l'indicateur de transformation des terres. Par exemple, pour une itération donnée, le CF pour l'eau entrante pourrait représenter une région A, le CF pour l'eau sortante une région B, et le CF pour une émission acidifiante une région C, alors qu'ils devraient être issus de la même région. Cette dernière hypothèse explique très probablement pourquoi les catégories d'impact d'utilisation de l'eau et de l'utilisation des terres ont une forte contribution à l'incertitude, car ce sont les seules

ayant des flux élémentaires entrants et sortants pour un même processus unitaire qui sont caractérisés avec deux FC différents. Dans les cas d'études, seule la corrélation spatiale entre les FC pour un même usage des terres pour l'indicateur de transformation des terres a été implémentée car son implémentation était simple. Cela règle le problème uniquement pour un FC entrant et un FC sortant représentant le même usage des terres. Si la terre est transformée d'un usage vers un autre, le problème persiste. Pour les autres FC, la région choisie à chaque itération n'est pas cohérente entre les FC au sein d'un processus unitaire. La non prise en compte de la corrélation spatiale entre FC est donc une des limites principales de nos résultats. Comme réalisée par Reinhard et al. (2016) sur la répartition des contributions aux impacts entre les processus, une mesure de l'iniquité de la répartition de la sensibilité entre les FC pourrait aider à identifier si la prise en compte de la corrélation spatiale des FC est un enjeu ou non. Si la sensibilité est équitablement répartie entre les FC régionalisés, alors la corrélation spatiale des FC est surement à prendre en compte. Une réponse à la limite liée à l'agrégation de l'inventaire consisterait à réaliser l'échantillonnage sur un calcul d'ACV régionalisé, ce qui augmenterait considérablement le temps de calcul (C. L. Mutel & Hellweg, 2009; C. L. Mutel et al., 2012). Une réponse à la limite liée à la décorrélation entre les catégories d'impacts et entre les FC au sein d'une catégorie serait d'intégrer un SIG pour le calcul d'ACV (C. L. Mutel et al., 2012). L'articulation et la démocratisation de tels outils nécessitent d'être explorées.

9.2.3.3 Temps de calcul

Le temps de calcul d'une analyse de sensibilité globale (ASG) peut se décomposer en deux parties : le temps de calcul lié à l'échantillonnage et celui lié à l'estimation des indicateurs de sensibilité. Le temps de calcul lié à l'échantillonnage dépend de la vitesse de convergence de la méthode d'échantillonnage utilisée qui détermine le nombre d'itérations nécessaire. En théorie, l'estimation du nombre d'itérations nécessaires pour une analyse de Monte Carlo est basée sur le théorème de la limite centrale et dépend du niveau de confiance recherché et de la variance de la fonction qu'on cherche à estimer (Bérard, 2013). Le temps lié à l'estimation des indicateurs de sensibilité dépend du nombre de variables à tester pour la sensibilité.

Dans nos cas d'études, dans les ASG pour sélectionner les catégories d'impacts prioritaires et prioriser entre régionalisation et spatialisation de l'inventaire, le temps de calcul est de moins d'une minute pour un système de produit et est essentiellement dominé par le temps d'échantillonnage.

Le temps de calcul pour la méta-analyse d'un secteur est plus long proportionnellement au nombre de systèmes de produit au sein de ce secteur. L'ASG pour la sélection des variables à prioriser pour la collecte des données n'a pas été testé dans nos cas d'étude mais son temps de calcul lié à l'estimation des indicateurs de sensibilité devrait être plus important. En effet, les ASG pour sélectionner les catégories d'impacts prioritaires et prioriser entre régionalisation et spatialisation de l'inventaire se basent sur des modèles simples ne contenant qu'un nombre très réduit de variables. En revanche, les modèles sur lesquels sont appliqués l'ASG pour la sélection des variables à prioriser sont des modèles avec beaucoup de variables : le nombre de couples {variables d'inventaire|processus unitaire} pour la régionalisation de l'inventaire et le nombre de couples {flux élementaire|processus unitaire} pour la spatialisation de l'inventaire. Toutefois, si le praticien ACV a déjà sélectionné les catégories d'impacts prioritaires et priorisé entre régionalisation et spatialisation de l'inventaire en se basant sur des ASG comme recommandé et qu'il n'a plus de ressource pour réaliser l'ASG pour la sélection des variables à prioriser pour la collecte des données, il pourrait se baser sur une analyse de contribution aux impacts pour cette dernière étape. Les ASG précédentes pour sélectionner les catégories d'impacts prioritaires et prioriser entre régionalisation et spatialisation de l'inventaire lui assureront qu'il se concentre au moins sur les parties les plus sensibles de son modèle ACV.

Pour diminuer le temps de calcul lié à l'échantillonnage, d'autres méthodes d'échantillonnage plus efficaces que le Monte Carlo classique pourraient être envisagées (E.A. Groen et al., 2014). Par exemple, l'échantillonnage Monte Carlo Latin Hypercube converge plus vite que le Monte Carlo classique et nécessite donc moins d'itérations. Il est par exemple utilisé par Pfister et al. qui l'estime 5 fois plus efficace que le Monte Carlo classique (Pfister & Scherer, 2015b). Une autre façon de diminuer le temps de calcul lié à l'échantillonnage serait de précalculer tous les résultats d'ACV pour une analyse de Monte Carlo et de les stocker pour pouvoir ensuite les réutiliser sans avoir besoin de les calculer de nouveau. Le gain en termes de temps de calcul pourrait être très important.

Pour diminuer le temps de calcul lié à l'estimation des indicateurs de sensibilité, une étape de présélection des variables peut être ajoutée afin d'identifier les variables les moins sensibles pour les exclure de l'analyse de sensibilité par la suite et de réduire ainsi le nombre de variable à tester (Borgonovo & Plischke, 2016). La méthode des effets élémentaires est une méthode de présélection populaire (Morris, 1991). Elle a été proposée pour une application en ACV pour réduire le nombre de variable pour une analyse de sensibilité lors d'un calcul régionalisé (C. L. Mutel et al., 2013).

9.2.3.4 Implémentation dans les logiciels ACV

Les analyses de sensibilité globale ne sont actuellement pas disponibles dans les logiciels ACV. Pourtant, c'est la seule façon pour que les praticiens ACV l'intègrent dans les pratiques courantes. Étant donné que l'analyse d'incertitude pour échantillonnage de Monte Carlo est déjà disponible dans les logiciels ACV, l'implémentation de l'étape d'estimation d'indicateurs de sensibilité ne devrait pas être un défi majeur. Toutefois, les méthodes implémentées dans les logiciels devraient être celles les plus adapté au modèle d'ACV, prenant notamment en compte sa non-linéarité (voir section 9.2.3.1). De plus, une analyse de sensibilité globale complète doit intégrer l'incertitude des FC. Or aujourd'hui, la définition d'une incertitude sur les FC n'est disponible que dans openLCA et Brightway.

9.2.4 Limites de la méta-analyse sectorielle pour prioriser la régionalisation d'une base de données ACV

9.2.4.1 Utilisation des résultats de la méta-analyse par le praticien ACV

Les résultats de la méta-analyse sectorielle peuvent permettre d'orienter le praticien ACV sur les besoins en matière de régionalisation pour un système de produit appartenant au secteur étudié. Cependant, la représentativité des résultats de la méta-analyse pour un secteur dépend de la représentativité des systèmes de produit inclus dans ce secteur pour une base de données. Les systèmes de produit inclus dans un secteur doivent donc bien refléter la variabilité technologique existante pour ce secteur. Si les systèmes de produit d'un secteur ne sont pas assez représentatifs, les résultats de la méta-analyse ne devraient pas être utilisés par les praticiens ACV. Cela suppose donc de juger de la représentativité des systèmes de produits inclus dans un secteur, ce qui n'a pas été fait dans notre cas d'étude. Cependant, les secteurs sélectionnés contenaient chacun une centaine de système de produits, ce qui laisse présager une bonne représentativité.

De la même manière, un praticien souhaitant évaluer une technologie mal représentée dans le secteur de la base de données ou une technologie de rupture ne devrait pas utiliser les résultats de la méta-analyse mais appliquer directement la méthodologie de priorisation de la régionalisation pour son système de produits.

D'autres découpages que le découpage sectoriel pourrait être testés. Par exemple le découpage par région pourrait être fait afin de tester s'il existe aussi des recommandations sur les besoins en

termes de régionalisation par région. Par exemple, pour un découpage par pays, certains pays pourraient avoir besoin d'une régionalisation plus fine que d'autres en fonction de leur superficie et de l'hétérogénéité de leur territoire.

9.2.4.2 Identification des variables les plus sensibles dans les bases de données ACV

Notre cas d'application pour la méta-analyse sectorielle ne va pas jusqu'à l'identification des variables les plus sensibles dont il faudrait raffiner la collecte des données. Cependant, cette information pourrait être précieuse pour les développeurs de bases de données qui cherchent à améliorer la qualité de leurs bases de données. Actuellement, la priorisation de la collecte de données par ecoinvent se base sur des analyses de contribution à l'impacts (Juergen Reinhard et al., 2016; Steubing et al., 2016). Cette approche pourrait être améliorée par une méta-analyse de la base de données basée sur des analyses de sensibilité globale. Notre cas d'application pour la méta-analyse sectorielle que proposé au Chapitre 5 devrait donc être poussée jusqu'à la sélection des variables les plus sensibles pour chaque secteur en s'appuyant sur des analyses de sensibilité globale et des tests statistiques. Pour être utilisable, cette approche repose sur le fait que les bases de données aient des informations sur l'incertitude de leurs données, ce qui n'est pas toujours le cas.

9.2.5 Limites liées à l'application en ACV-C issue de modèle économique

9.2.5.1 Influence de la formulation de l'objectif de l'étude en ACV-C sur l'objectif de réduction de l'incertitude

Les actions à prioriser pour réduire l'incertitude doivent être celles qui améliorent ultimement la prise de décision. Ainsi, si les résultats de l'étude ACV permettent de tirer une conclusion avec un niveau d'incertitude acceptable, aucune action ne sera requise pour réduire l'incertitude. La façon dont l'objectif de l'étude est formulé peut donc influencer son objectif de réduction de l'incertitude. Explorons ici comment différentes formulations de l'objectif pour notre cas d'étude en ACV-C peuvent mener à des objectifs de réduction de l'incertitude différents.

1. « Déterminer si la décision étudiée a un effet positif ou négatif sur l'environnement » (ceci est l'objectif de notre cas d'étude). L'objectif est donc de comparer les résultats d'ACV-C à une valeur de référence, qui est ici zéro. Plus les résultats seront uniformément distribués

autour de cette valeur, plus des efforts devront être entrepris pour réduire l'incertitude. L'objectif de réduction de l'incertitude sera donc la valeur minimale du niveau de confiance testant la position des résultats au-dessus et en dessous de la valeur de référence.

2. « Déterminer si la décision étudiée réduit d'au moins X% les impacts sur l'environnement en comparaison à une autre valeur ». Ici l'objectif de l'étude est de comparer les résultats d'ACV-C à une valeur de référence qui n'est pas zéro. Plus les résultats seront au-dessus de cette valeur, plus des efforts devront être entrepris pour réduire l'incertitude. L'objectif de réduction de l'incertitude sera donc la valeur minimale du niveau de confiance testant la position des résultats en dessous de la valeur de référence.
3. « Comparer deux décisions (A et B) pour déterminer laquelle a le moins d'impacts sur l'environnement ». Ici l'objectif de l'étude est de comparer la position relative des résultats d'ACV-C pour les deux décisions. Plus les résultats seront confondus, plus des efforts devront être entrepris pour réduire l'incertitude respective pour les deux décisions. La différence avec le point 1 est qu'ici l'effort de réduction de l'incertitude devra concerner les deux décisions et non une seule décision. Une priorisation entre les deux décisions pourrait être faite en comparant sur les valeurs respectives de leur mesure de dispersion. L'objectif de réduction de l'incertitude sera donc la valeur minimale du niveau de confiance testant la position des résultats de la décision A au-dessus et en dessous des résultats de la décision B.
4. « Décrire précisément les conséquences de la décision ». L'objectif de l'étude n'est plus ici de positionner les résultats de la décision par rapport à une valeur de référence ou aux résultats d'une autre décision, mais de décrire les conséquences aussi précisément que possible. Il s'agit donc de réduire autant que possible l'incertitude des résultats. L'objectif de réduction de l'incertitude sera donc la valeur maximale d'une mesure de dispersion des résultats.

La valeur de l'objectif de réduction de l'incertitude doit ensuite être fixé grâce à un dialogue entre le décideur et le praticien ACV (voir section 9.2.2.1). Pour notre cas d'étude en ACV-C, nous n'avons pas défini la valeur de l'objectif de réduction de l'incertitude. À la place, nous avons défini des niveaux de priorité dégressifs pour la stratégie de réduction de l'incertitude de notre cas d'étude

en fonction l'importance de la sensibilité, des moyens disponibles et du niveau de confiance des résultats au regard des objectifs de l'étude.

9.2.5.2 Corrélation spatiale en ACV-C

Une source additionnelle de corrélation spatiale en ACV-C s'ajoute aux corrélations spatiales en ACV décrites en section 9.2.3.2 : la corrélation spatiale entre les processus affectés par la décision. Dans notre cas d'étude en ACV-C, les processus affectés sont identifiés en comparant deux scénarios modélisés avec un modèle économique : un scénario avec la décision et un scénario sans la décision. Seule la différence entre les deux scénarios est modélisée dans notre inventaire avec les mêmes jeux de données d'arrière-plan. Cependant, la distribution spatiale d'un processus peut être différente entre le scénario avec et le scénario sans la décision, comme cela peut être par exemple le cas pour la distribution spatiale des processus de production agricole. Comme le modèle économique que nous utilisons n'est pas régionalisé, nous supposons donc que la distribution spatiale des processus est la même entre le scénario avec et le scénario sans la décision, c'est-à-dire que les deux scénarios sont parfaitement corrélés spatialement. De ce fait, les même FC régionalisés sont utilisés pour les deux scénarios lors de l'échantillonnage.

L'importance de cette hypothèse pourrait être testée en comparant les résultats d'ACV-C issus de notre modèle économique non régionalisé avec une version régionalisée du modèle. Nous pourrions ainsi comparer les distributions spatiales des processus pour le scénario avec et sans la décision et voir si elles sont identiques ou non. Si les distributions spatiales sont différentes, il faudrait alors modéliser l'ensemble des processus pour les scénarios avec et sans la décision comme recommandé par (Yang, 2016), et non seulement les processus affectés. Cela augmenterait de manière significative le travail de mapping et de construction de l'inventaire d'arrière-plan.

9.2.5.3 Évaluation de l'incertitude issue de modèle économique

Évaluer l'incertitude spatiale de l'inventaire d'avant-plan issue du modèle économique MIRET a été un des défis auxquels nous avons fait face durant le cas d'application en ACV-C. Ce modèle étant intensif en temps de calcul, nous avons utilisé un plan d'expérience pour gagner du temps lors de l'analyse de l'incertitude de ce modèle. Nous avons choisi un plan d'expérience classique « space filling » qui consiste à sélectionner des jeux de valeurs pour les variables d'entrées uniformément distribués dans l'espace d'expérience, afin d'explorer au mieux les résultats

possibles du modèle. Nous avons utilisé directement les résultats du modèle de chaque expérience du plan d'expérience comme données d'entrée pour notre analyse de Monte Carlo, en utilisant une méthode de « bootstrapping » choisissant aléatoirement les résultats des expériences à chaque itération. Ce faisant, nous posons implicitement l'hypothèse que les données d'entrée du modèle MIRET ont une distribution uniforme, ce qui peut mener à une mauvaise estimation, et surement une surestimation, de la sensibilité des variables d'inventaire d'avant-plan (Muller et al., 2017). D'autres formes de distribution de probabilité pour représenter les variables de l'inventaire d'avant-plan (ici les prix de la biomasse) devraient être explorées, pour valider ou non notre choix de distribution uniforme.

D'autres façons d'évaluer l'incertitude du modèle MIRET pourraient également être explorées. Une des alternatives serait de construire un modèle de prédiction de MIRET en se basant sur les résultats d'un plan d'expérience, en utilisant par exemple la méthode des surfaces de réponses qui permet de construire un modèle pour approximer une variable de réponse en fonction de variables explicatives grâce à des méthodes statistiques (Ba & Boyaci, 2007; Draper, 1997). Ce modèle de prédiction serait une estimation du modèle MIRET permettant de calculer une estimation des résultats de MIRET à partir des valeurs de variables d'entrée définies par l'utilisateur. Avec un modèle de prédiction, il serait possible d'utiliser n'importe quelle distribution de probabilité pour les variables d'entrées et de mener des analyses de Monte Carlo sur le modèle MIRET à moindre cout. Toutefois, l'estimateur pour construire le modèle de prédiction devra être adapté aux caractéristiques du modèle MIRET, qui n'est pas linéaire et peut contenir des discontinuités. L'existence de tels estimateurs ainsi que le temps de calcul nécessaire pour construire le modèle de prédiction devraient être investigués plus avant. De plus, si le nombre de variables incertaines dans le modèle MIRET est élevé (ce qui serait le cas pour une analyse complète de l'incertitude du modèle), faire tourner un plan d'expérience et construire un modèle de prédiction pourrait considérablement augmenter le temps de calcul requis. Dans ce cas, d'autres alternatives pour évaluer l'incertitude du modèle MIRET, comme l'optimisation robuste (Nicolas et al., 2014), devraient être identifiées et testées dans un contexte d'ACV-C.

9.3 Recommandations

Au regard des principaux avantages et principales limites des méthodologies développées et résultats obtenus, des recommandations sont formulées pour les différentes parties prenantes de la communauté ACV.

Pour les praticiens ACV :

- Utiliser de préférence la méthodologie de priorisation de l'effort de régionalisation basée sur des analyses de sensibilité globale
- De manière plus générale, prioriser la collecte de données en ACV, et donc la réduction d'incertitude en ACV, en utilisant des analyses de sensibilité globale pour mieux cibler les plus gros contributeurs à l'incertitude
- Préférer les indices de sensibilité de Sobol comme indicateurs pour mener des analyses de sensibilité globale en ACV. Éviter les indicateurs basés sur des régressions (Spearman, CTV) ou même méthode FAST qui sous-estiment l'effet des interactions entre les variables
- Utiliser une méthode d'impact régionalisée et inclure la variabilité spatiale des FC régionalisés dans les analyses d'incertitude et de sensibilité
- Préférer l'utilisation d'un cadre EICV orienté dommage pour pouvoir identifier les catégories d'impact pertinentes à prioriser
- Utiliser les résultats de la méta-analyse sectorielle pour prioriser de l'effort de régionalisation pour des systèmes de produits bien représentés dans les bases de données ACV

Pour les développeurs de base de données ACV :

- Continuer l'effort de développement de jeux de données régionalisés, notamment pour les régions les moins représentées comme l'Asie, l'Amérique du Sud ou l'Afrique
- Continuer l'effort de caractérisation de l'incertitude des données utilisées
- Réaliser des méta-analyses sectorielles des besoins en matière de régionalisation pour guider les praticiens ACV

- Prioriser la collecte des données nécessaire dans les bases de données ACV en utilisant des analyses de sensibilité globale

Pour les développeurs de méthodes d'impact EICV :

- Rendre les méthodes d'impact régionalisées les plus opérationnelles possibles, notamment en fournissant des FC à plusieurs niveaux d'agrégation avec les résultats de l'analyse d'incertitude sur la variabilité spatiale des FC agrégés, notamment l'histogramme de la distribution effective des facteurs et la fonction de distribution de probabilité pour l'approximer.
- Évaluer l'incertitude de base des modèles EICV et communiquer cette incertitude
- Travailler avec les développeurs de logiciels ACV pour opérationnaliser les méthodes d'impact régionalisées
- Continuer l'effort de régionalisation des méthodes d'impacts

Pour les développeurs de logiciel ACV :

- Inclure les analyses de sensibilité globale dans les logiciels ACV
- Donner la possibilité d'inclure l'incertitude des FC par :
    - la possibilité d'inclure directement un histogramme à la place d'une distribution de probabilité pour caractériser l'incertitude des variables
    - l'inclusion et l'extension de l'éventail des distributions de probabilité disponibles
- Implémenter les méthodologies d'impact régionalisées, et notamment offrir la possibilité d'utiliser les FC régionalisés à leur échelle native et inclure l'incertitude liée à la variabilité spatiale des FC agrégés.
- Inclure la méthodologie de priorisation de la régionalisation basée sur des analyses de sensibilité globale en portant attention à la façon de communiquer les résultats des analyses de sensibilité aux praticiens ACV
- Inclure le calcul d'ACV régionalisé, idéalement avec un SIG
- Permettre les analyses d'incertitude et de sensibilité sur le calcul d'ACV régionalisé

- Améliorer le temps de calcul pour les analyses d'incertitude et de sensibilité globale en explorant d'autres méthodes d'échantillonnage (Latin Hypercube par exemple)
- Fournir des analyses d'incertitude de résultats d'ACV précalculés pour une base de données et une méthodologie d'impact donnée
- Permettre une présélection des variables les plus sensibles avant de réaliser des analyses de sensibilité globale

Pour la recherche en ACV :

- Comparer sur un nombre significatif de cas d'étude l'efficacité et la pertinence de l'utilisation des analyses de sensibilité globale pour prioriser la régionalisation en ACV par rapport à l'utilisation d'analyse de contribution aux impacts
- Développer une méthodologie pour définir les objectifs de réduction d'incertitude pour une étude de façon quantitative et réaliste en fonction des objectifs de l'étude et du décideur
- Définir des objectifs de réduction de l'incertitude de référence issus d'un consensus avec la communauté des décideurs
- Développer une méthodologie pour prendre en compte l'incertitude liée au choix d'un processus
- Estimer l'effort nécessaire pour la réduction d'incertitude et l'intégrer à la méthodologie de priorisation de l'effort de collecte des données en ACV
- Raffiner l'évaluation de la variabilité spatiale de l'inventaire en utilisant les informations régionalisées disponibles dans les bases de données ACV
- Étendre la méthodologie proposée basée sur des analyses de sensibilité globale à la priorisation de la collecte des données en ACV pour réduire l'incertitude totale des résultats.
- Explorer l'adéquation des différentes méthodes existantes pour mener des analyses de sensibilité globale sur des résultats d'ACV en prenant en compte la non-linéarité du modèle ACV afin de fournir des recommandations à la communauté ACV pour mener des analyses de sensibilité globale fiables
- Investiguer l'influence de la prise en compte des corrélations spatiales en ACV

- Étendre le cadre théorique de la méta-analyse sectorielle pour identifier les variables les plus sensibles
- Tester d'autres découpages que le découpage sectoriel pour la méta-analyse
- Explorer l'influence de la corrélation spatiale en ACV-C issu de modèle économique entre les scénarios avec et sans la décision
- Explorer d'autres méthodes d'analyse de l'incertitude en ACV-C pour l'avant-plan issu de modèle économique

CHAPITRE 10 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

Les principales contributions de ce projet de recherche ont permis de répondre à l'objectif général de développer un cadre méthodologique permettant de prioriser l'effort de réduction de l'incertitude en ACV à travers l'opérationnalisation de la régionalisation. Toutefois, les conclusions des cas d'application doivent être interprétées avec précaution vis-à-vis des limites identifiées. De plus, elles doivent être vérifiées sur un nombre significatif de cas. Les principales contributions, avec les résultats des cas d'application associés, sont les suivantes :

- Une analyse critique des approches existantes liées à la régionalisation en ACV, qui a permis d'identifier l'importance d'utiliser les analyses de sensibilité globale plutôt que les analyses de contribution aux impacts pour prioriser la collecte des données en ACV.
- Une méthodologie de priorisation de l'effort de régionalisation en ACV basée sur des analyses de sensibilité globale, qui a permis d'amorcer une réflexion sur l'importance d'utiliser des indicateurs de sensibilité prenant en compte les interactions entre variables dans le modèle ACV (comme les indices de sensibilité de Sobol).
- Une application de cette méthodologie en ACV conséquentielle issue de modèle économique d'équilibre partiel, qui a mis en lumière une contribution importante de l'incertitude de l'avant-plan issue de modèle économique d'équilibre partiel à l'incertitude des résultats en ACV conséquentielle.
- Un cadre théorique pour mener des méta-analyses sur les besoins en matière de régionalisation dans les bases de données ACV basées sur des analyses de sensibilité globale. Les résultats des méta-analyses sectorielles suggèrent l'importance de la contribution de la variabilité spatiale des FC à l'incertitude des résultats en ACV qui met en lumière la pertinence d'utiliser des FC régionalisés.
- Une approche pour guider une organisation du secteur agroalimentaire à spatialiser à court terme sa propre base de données ACV.

Bien entendu, le cadre méthodologique issu de ce projet de recherche présente des limites qui peuvent être regroupées en deux types : des limites théoriques et des limites liées à l'opérationnalisation. Les principales limites théoriques pour la priorisation de l'effort de

régionalisation sont : le manque d'indications pour définir l'objectif de réduction de l'incertitude en prenant en compte le niveau d'incertitude des résultats acceptable pour le décideur, la non-prise en compte de l'effort nécessaire pour réduire l'incertitude, la difficulté d'isoler l'incertitude spatiale des autres types d'incertitudes et de la caractériser fidèlement. Les principales limites liées à l'opérationnalisation de la méthodologie proposée sont : la prise en compte limitée de la corrélation entre les variables en ACV, le temps de calcul important pour mener des analyses de sensibilité globale sur un grand nombre de variables d'entrée, la non-implémentation des analyses de sensibilité globale et des méthodes d'impact régionalisées dans la plupart des logiciels ACV, le manque de disponibilité des données et des outils pour régionaliser ou spatialiser l'inventaire. Ces limites pourront être traitées dans l'avenir grâce aux efforts conjoints des différentes parties prenantes en ACV, c'est-à-dire les praticiens ACV, les développeurs de base de données ACV, les développeurs de méthodes d'impact EICV, les développeurs de logiciel ACV, et les chercheurs en ACV. Notons toutefois que **la démocratisation de la prise en compte de l'incertitude et de la régionalisation en ACV passe avant tout par une implémentation des méthodes associées dans les logiciels ACV**. Les développeurs de logiciels ACV auront donc un rôle critique à jouer pour l'amélioration des pratiques en ACV.

Pour traiter les limites identifiées, les pistes de recherche jugées prioritaires pour guider au mieux les praticiens vers une réduction plus efficace de l'incertitude en ACV dans le futur sont les suivantes : (i) prouver l'efficacité et la pertinence de l'utilisation des analyses de sensibilité globale pour prioriser la régionalisation en ACV par rapport aux analyses de contribution aux impacts, (ii) identifier les méthodes adéquates pour mener des analyses de sensibilité globale fiables sur des résultats d'ACV en prenant en compte les caractéristiques du modèle ACV, (iii) améliorer la priorisation de la réduction de l'incertitude avec le développement d'une méthodologie pour définir les objectifs de réduction d'incertitude pour une étude et l'intégration de l'effort estimé nécessaire pour la réduction de l'incertitude, (iv) investiguer l'influence de la prise en compte des corrélations spatiales en ACV.

De façon plus large, ce projet de recherche contribue à éclairer un peu plus la communauté ACV sur la régionalisation en ACV, l'incertitude et l'ACV conséquentielle. Tout d'abord, il a contribué à **améliorer la prise en compte de la régionalisation en ACV** en aidant à l'articulation et à la priorisation des différentes approches existantes pour la régionalisation en ACV. Un des enjeux pour la prise en compte de la régionalisation en ACV étant l'opérationnalisation des approches

existantes, ce projet a été l'occasion d'**explorer l'opérationnalisation des méthodes d'impacts régionalisées**, notamment de la méthodologie d'impacts régionalisée IMPACT World+. Un autre enjeu pour la prise en compte de la régionalisation en ACV est l'effort additionnel que cela demande. Ainsi, ce projet a été permis d'**explorer les liens entre incertitude et régionalisation en ACV** pour aider à prioriser l'effort de régionalisation. Par ailleurs, ce projet a contribué à **améliorer la prise en compte et la réduction de l'incertitude en ACV**, notamment en priorisant la collecte des données en ACV pour les praticiens et les développeurs de base de données. L'incertitude n'est plus perçue ici comme un défaut, mais comme un levier à actionner pour cibler la réduction d'incertitude grâce à l'utilisation d'analyses de sensibilité. Le cas d'application en ACV conséquentielle a contribué à la réflexion sur comment **évaluer l'incertitude en ACV-C issue de modèle économique**.

Ultimement, ce projet est une contribution modeste mais sans nul doute utile pour **une compréhension plus robuste de la dimension environnementale afin de mieux informer la prise de décision**. En effet, évaluer et communiquer l'incertitude des résultats d'ACV aux décideurs est essentiel. Non seulement l'incertitude renseigne le décideur sur le niveau de confiance à accorder à nos conclusions, mais afficher une incertitude permet aux décideurs de prendre conscience de la difficulté de fournir une réponse simple et tranchée à un problème complexe. L'incertitude mise en lumière dans le cas d'application en ACV-C pour évaluer les conséquences environnementales d'une politique publique montre à la fois le niveau d'incertitude encore élevé de cette évaluation mais aussi la possibilité de conclure sur les bénéfices environnementaux malgré cette incertitude sur certains indicateurs. Ceci devrait **encourager les décideurs publics à utiliser les ACV-C, mais aussi à investir pour que ces évaluations deviennent moins incertaines**. En effet, réduire l'incertitude en ACV est fondamental pour faciliter la prise de décision, mais aussi et surtout pour s'assurer que la dimension environnementale sera bien prise en compte lors de la prise de décision. Toutefois, cela nécessite des efforts supplémentaires. Il est important que les décideurs prennent conscience qu'**une évaluation ACV de qualité requiert du temps et des ressources qui doivent être intégrés de façon adéquate lors de la phase de planification d'une décision**.

BIBLIOGRAPHIE

Abiola, A., Fraga, E. S., & Lettieri, P. (2010). Multi-Objective Design for the Consequential Life Cycle Assessment of Corn Ethanol Production.

AbouRizk, S. M., Halpin, D. W., & Wilson, J. R. (1994). Fitting Beta Distributions Based on Sample Data. *Journal of Construction Engineering and Management*, *120*(2), 288–305. http://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9364(1994)120:2(288)

ADEME. (2012). Objectif CO2 - Les transporteurs s'engagent. Retrieved from http://www.presse.ademe.fr/files/7205__objectifco2_trv.pdf

Aissani, L. (2008). *Intégration des paramètres spatio-temporels et des risques d'accident à l'analyse du cycle de vie: application à la filière hydrogène énergie et à la filière essence*. Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne. Retrieved from http://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00783708/

Ajanovic, A. (2011). Biofuels versus food production: Does biofuels production increase food prices? *Energy*, *36*(4), 2070–2076. http://doi.org/10.1016/j.energy.2010.05.019

Alvarado-Morales, M., Boldrin, A., Karakashev, D. B., Holdt, S. L., Angelidaki, I., & Astrup, T. (2013). Life cycle assessment of biofuel production from brown seaweed in Nordic conditions. *Bioresource Technology*, *129*, 92–99. http://doi.org/10.1016/j.biortech.2012.11.029

Assemblée nationale, & Sénat de France. (2015). LOI no 2015-992 du 17 août 2015 relative à la transition énergétique pour la croissance verte. *Journal Officiel de La République Française*.

Azapagic, a., Chalabi, Z., Fletcher, T., Grundy, C., Jones, M., Leonardi, G., … Vardoulakis, S. (2013). An integrated approach to assessing the environmental and health impacts of pollution in the urban environment: Methodology and a case study. *Process Safety and Environmental Protection*, *91*(6), 508–520. http://doi.org/10.1016/j.psep.2012.11.004

Aziz, L., Deschênes, L., Karim, R.-A., Patouillard, L., & Bulle, C. (2017). Including metal atmospheric fate and speciation in soils for terrestrial eco-toxicity in life cycle impact assessment. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, Accepted. http://doi.org/10.1007/s11367-018-1438-8

Ba, D., & Boyaci, I. H. (2007). Modeling and optimization i: Usability of response surface methodology. *Journal of Food Engineering*, *78*(3), 836–845. http://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2005.11.024

Bahn, O., Haurie, A., & Zachary, D. S. (2004). Mathematical Modeling and Simulation Methods in Energy Systems. In *Encyclopedia of Life Support Systems (EOLSS), Developed under the Auspices of the UNESCO*. Eolss Publishers, Oxford, UK. Retrieved from http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.197.5824&rep=rep1&type=pdf

Baitz, M., Albrecht, S., Brauner, E., Broadbent, C., Castellan, G., Conrath, P., … Tikana, L. (2012). LCA's theory and practice: like ebony and ivory living in perfect harmony? *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *18*(1), 5–13. http://doi.org/10.1007/s11367-012-0476-x

Bare, J. C., Hofstetter, P., Pennington, D. W., & Haes, H. a. U. (2000). Midpoints versus endpoints: The sacrifices and benefits. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *5*(6), 319–326. http://doi.org/10.1007/BF02978665

Bare, J. C., Norris, G. a, & Pennington, D. W. (2003). The Tool for the Reduction and Assessment of Chemical and Other Environmental Impacts. *Journal of Industrial Ecology*, *6*(3), 49–78. http://doi.org/10.1162/108819802766269539

Battiston, S., Caroline, R., Severo, Eric da Cruz, Mazutti, M. A., Kuhn, R. C., Gündel, André, & Foletto, E. L. (2014). Synthesis of Zinc Aluminate (ZnAl 2 O 4) Spinel and Its Application as Photocatalyst. *Materials Research*, *17*(3), 734–738. http://doi.org/dx.doi.org/10.1590/S1516-14392014005000073

Bellekom, S., Potting, J., & Benders, R. (2006). Feasibility of Applying Site-dependent Impact Assessment of Acidification in LCA (8 pp). *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *11*(6), 417–424. http://doi.org/10.1065/lca2005.08.221

Beloin-Saint-Pierre, D. (2012). *Vers une caractérisation spatiotemporelle pour l'analyse du cycle de vie*. École nationale supérieure des mines de Paris.

Ben Fradj, N., Jayet, P. A., & Aghajanzadeh-Darzi, P. (2016). Competition between food, feed, and (bio)fuel: A supply-side model based assessment at the European scale. *Land Use Policy*, *52*, 195–205. http://doi.org/10.1016/j.landusepol.2015.12.027

Bengtsson, M., Carlson, R., Molander, S., & Steen, B. (1998). An approach for handling geographical information in life cycle assessment using a relational database. *Journal of Hazardous Materials*, *61*(1–3), 67–75. http://doi.org/10.1016/S0304-3894(98)00109-5

Bérard, J. (2013). Simulation de modèles stochastiques et Méthode de Monte Carlo. Université Claude Bernard - Lyon 1. Retrieved from http://math.univ-lyon1.fr/~jberard/sim-mc-www.pdf

Bjorklund, A. E. (2002). Survey of Approaches to Improve Reliability in LCA. *International Journal of Life Cycle Assessment*, *7*(2), 64–72. http://doi.org/10.1065/Ica2001.12.071

Borgonovo, E., & Plischke, E. (2016). Sensitivity analysis: A review of recent advances. *European Journal of Operational Research*, *248*(3), 869–887. http://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.06.032 Invited Review

Boulay, A.-M., Motoshita, M., Pfister, S., Bulle, C., Muñoz, I., Franceschini, H., & Margni, M. (2015). Analysis of water use impact assessment methods (part A): evaluation of modeling choices based on a quantitative comparison of scarcity and human health indicators. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *20*(1), 139–160. http://doi.org/10.1007/s11367-014-0814-2

Boulay, A., Bulle, C., Bayart, J.-B., Deschênes, L., & Margni, M. (2011). Regional Characterization of Freshwater Use in LCA: Modeling Direct Impacts on Human Health. *Environmental Science & Technology*, *45*(20), 8948–8957. http://doi.org/10.1021/es1030883

Boulay, A. M., Bare, J., Benini, L., Berger, M., Lathuillière, M. J., Manzardo, A., … Pfister, S. (2017). The WULCA consensus characterization model for water scarcity footprints: assessing impacts of water consumption based on available water remaining (AWARE). *International Journal of Life Cycle Assessment*, 1–11. http://doi.org/10.1007/s11367-017-1333-8

Boulay, A. M., Bare, J., De Camillis, C., Döll, P., Gassert, F., Gerten, D., … Pfister, S. (2015). Consensus building on the development of a stress-based indicator for LCA-based impact assessment of water consumption: outcome of the expert workshops. *International Journal of Life Cycle Assessment*, *20*(5), 577–583. http://doi.org/10.1007/s11367-015-0869-8

Bourgault, G. (2013). *Gestion de l'incertitude causée par l'incohérence d'échelle spatiale à*

l'interface de l'inventaire et de l'analyse des impacts en ACV. Ecole Polytechnique de Montréal.

Bournay, L., Casanave, D., Delfort, B., Hillion, G., & Chodorge, J. A. (2005). New heterogeneous process for biodiesel production: A way to improve the quality and the value of the crude glycerin produced by biodiesel plants. *Catalysis Today*, *106*(1–4), 190–192. http://doi.org/10.1016/j.cattod.2005.07.181

Brandão, M., Clift, R., Cowie, A., & Greenhalgh, S. (2014). The Use of Life Cycle Assessment in the Support of Robust (Climate) Policy Making: Comment on "Using Attributional Life Cycle Assessment to Estimate Climate-Change Mitigation." *Journal of Industrial Ecology*, *18*(3), 461–463. http://doi.org/10.1111/jiec.12152

Brander, M. (2015). Comparative analysis of attributional corporate greenhouse gas accounting, consequential life cycle assessment, and project/policy level accounting: A bioenergy case study. *Journal of Cleaner Production*, *167*, 1401–1414. http://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.02.097

Broch, A., Hoekman, S. K., & Unnasch, S. (2013). A review of variability in indirect land use change assessment and modeling in biofuel policy. *Environmental Science & Policy*, 1–11. http://doi.org/10.1016/j.envsci.2013.02.002

Brundtland, G. (1987). Report of the World Commission on environment and development:" our common future." Retrieved from http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Report+of+the+World+Commission+on+Environment+and+Development+:+Our+Common+Future#0

Bulle, C., Margni, M., Kashef-Haghighi, S., Boulay, A.-M., Bourgault, G., De Bruille, V., … Jolliet, O. (2018). IMPACT World+: Globally Regionalized Life Cycle Impact Assessment. *International Journal of Life Cycle Assessment*, In revision.

Cao, V., Margni, M., Favis, B. D., & Deschênes, L. (2015). *Aggregated indicator to assess land use impacts in LCA based on the economic value of ecosystem services*. *Journal of Cleaner Production*. Elsevier Ltd. http://doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.01.041

Casanave, D., Duplan, J.-L., & Freund, E. (2007). Diesel fuels from biomass. *Pure and Applied Chemistry*, *79*(11), 2071–2081. http://doi.org/10.1351/pac200779112071

Chaudhary, A., Verones, F., de Baan, L., & Hellweg, S. (2015a). Quantifying Land Use Impacts on Biodiversity: Combining Species-Area Models and Vulnerability Indicators. *Environmental Science and Technology*, *49*(16), 9987–9995. http://doi.org/10.1021/acs.est.5b02507

Chaudhary, A., Verones, F., de Baan, L., & Hellweg, S. (2015b). Quantifying Land Use Impacts on Biodiversity: Combining Species–Area Models and Vulnerability Indicators. *Environmental Science & Technology*, 150731152040004. http://doi.org/10.1021/acs.est.5b02507

Chester, M., Eisenstein, W., Pincetl, S., Elizabeth, Z., Matute, J., & Bunje, P. (2012). Environmental Life-cycle Assessment of Los Angeles Metro's Orange Bus Rapid Transit and Gold Light Rail Transit Lines, (September), 1–49.

Choi, J.-K., Friley, P., & Alfstad, T. (2012). Implications of energy policy on a product system's dynamic life-cycle environmental impact: Survey and model. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *16*(7), 4744–4752. http://doi.org/10.1016/j.rser.2012.05.032

Ciroth, A., & Hagelüken, M. (2002a). Geographical and Technological Differences in Life Cycle Inventories shown by the use of process models for waste incinerators Part I, *7*(Goedkoop 1995), 295–300. http://doi.org/10.1007/BF02978685

Ciroth, A., & Hagelüken, M. (2002b). Geographical and technological differences in Life Cycle Inventories shown by the use of process models for waste incinerators Part II. *... Journal of Life Cycle ...*, *7*(6), 363–368. http://doi.org/10.1065/Ica2002.10.095.2

Ciroth, A., Muller, S., Weidema, B., & Lesage, P. (2013). Empirically based uncertainty factors for the pedigree matrix in ecoinvent. *The International Journal of Life Cycle Assessment*. http://doi.org/10.1007/s11367-013-0670-5

Ciroth, A., Winter, S., & Berlin, G. (2014). openLCA 1.4 overview and first steps, (June), 1–31.

Clavreul, J., Guyonnet, D., Tonini, D., & Christensen, T. H. (2013). Stochastic and epistemic uncertainty propagation in LCA. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *18*(7), 1393–1403. http://doi.org/10.1007/s11367-013-0572-6

Collet, P., Lardon, L., Steyer, J.-P., & Hélias, A. (2013). How to take time into account in the inventory step: a selective introduction based on sensitivity analysis. *The International*

Journal of Life Cycle Assessment, (Huijbregts 1998). http://doi.org/10.1007/s11367-013-0636-7

Colling, C. W., Choi, J.-G., & Thompson, L. T. (1996). Molybdenum Nitride Catalysts. *Journal of Catalysis*, *160*(1), 35–42. http://doi.org/10.1006/jcat.1996.0121

Colomb, V., Amar, S. A., Mens, C. B., Gac, A., Gaillard, G., Koch, P., … Werf, H. M. G. van der. (2015). AGRIBALYSE, the French LCI database for agricultural products: high quality data for producers and environmental labelling. *OCL - Oilseeds and Fats, Crops and Lipids*, *22*(1), D104. http://doi.org/10.1051/ocl/20140047

Commissariat général au développement durable. (2013). *Repères Chiffres clés des énergies renouvelables Edition 2013*.

Commissariat général au développement durable. (2014a). *Repères Chiffres clés de l'énergie Edition 2013*.

Commissariat général au développement durable. (2014b). *Repères Chiffres clés du transport Edition 2014*.

Costanza, R., & Daly, H. E. (1992). Natural Capital and Sustainable Development. *Conservation Biology*, *6*(1), 37–46.

Crassous, R. (2008). *Modéliser le long terme dans un monde de second rang : Application aux politiques climatiques*. AgroParisTech.

Cucurachi, S., Borgonovo, E., & Heijungs, R. (2015). A Protocol for the Global Sensitivity Analysis of Impact Assessment Models in Life Cycle Assessment. *Risk Analysis*, n/a-n/a. http://doi.org/10.1111/risa.12443

Damblin, G., Couplet, M., & Iooss, B. (2013). Numerical studies of space-filling designs: Optimization of Latin Hypercube Samples and subprojection properties. *Journal of Simulation*, *7*(4), 276–289. http://doi.org/10.1057/jos.2013.16

Dandres, T. (2012). *Développement d'une méthode d'analyse du cycle de vie conséquentielle prospective macroscopique : évaluation d'une politique de bioénergie dans l'union européenne à l'horizon 2025*.

Dandres, T., Gaudreault, C., Tirado-Seco, P., & Samson, R. (2011). Assessing non-marginal

variations with consequential LCA: Application to European energy sector. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *15*(6), 3121–3132. http://doi.org/10.1016/j.rser.2011.04.004

Dandres, T., Gaudreault, C., Tirado-Seco, P., & Samson, R. (2012). Macroanalysis of the economic and environmental impacts of a 2005–2025 European Union bioenergy policy using the GTAP model and life cycle assessment. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *16*(2), 1180–1192. http://doi.org/10.1016/j.rser.2011.11.003

Dandres, T., Gaudreault, C., Tirado-Seco, P., & Samson, R. (2014). Uncertainty management in a macro life cycle assessment of a 2005-2025 European bioenergy policy. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *36*, 52–61. http://doi.org/10.1016/j.rser.2014.04.042

Dardiotis, C., Fontaras, G., Marotta, A., Martini, G., & Manfredi, U. (2015). Emissions of modern light duty ethanol flex-fuel vehicles over different operating and environmental conditions. *Fuel*, *140*, 531–540. http://doi.org/10.1016/j.fuel.2014.09.085

de Baan, L., Alkemade, R., & Koellner, T. (2013). Land use impacts on biodiversity in LCA: a global approach. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *18*(6), 1216–1230. http://doi.org/10.1007/s11367-012-0412-0

de Baan, L., Mutel, C. L., Curran, M., Hellweg, S., & Koellner, T. (2013). Land use in life cycle assessment: global characterization factors based on regional and global potential species extinction - Supporting information. *Environmental Science & Technology*, *47*(16), 9281–90. http://doi.org/10.1021/es400592q

De Koning, A., Schowanek, D., Dewaele, J., Weisbrod, A., & Guinée, J. (2010). Uncertainties in a carbon footprint model for detergents; Quantifying the confidence in a comparative result. *International Journal of Life Cycle Assessment*, *15*(1), 79–89. http://doi.org/10.1007/s11367-009-0123-3

Direction générale de l'énergie et du climat. (2013). *Rapport de la France au titre du paragraphe 2 de l'article 3 de la décision n°280/2004/CE du Parlement européen et du Conseil du 11 février 2004. Actualisation 2013. Secteur Transport.*

Draper, N. R. (1997). Response surface methodology: Process and product optimization using designed experiments: RH Myers and DC Montgomery,(Wiley, New York, 1995, $59.95, ISBN: 0471581003, pp. 714). North-Holland.

Dufossé, K., Gabrielle, B., Drouet, J.-L., & Bessou, C. (2013). Using Agroecosystem Modeling to Improve the Estimates of N2O Emissions in the Life-Cycle Assessment of Biofuels. *Waste and Biomass Valorization*, *4*(3), 593–606. Retrieved from http://cat.inist.fr/?aModele=afficheN&cpsidt=27577319

Durlinger, B., Tyszler, M., Scholten, J., Broekema, R., & Blonk, H. (2014). Agri-Footprint; a Life Cycle Inventory database covering food and feed production and processing. *Proceedings of the 9th International Conference on Life Cycle Assessment in the Agri-Food Sector, 2009*, 310–317.

Earles, J. M., & Halog, A. (2011). Consequential life cycle assessment: a review. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *16*(5), 445–453. http://doi.org/10.1007/s11367-011-0275-9

Earles, J. M., Halog, A., Ince, P., & Skog, K. (2013). Integrated Economic Equilibrium and Life Cycle Assessment Modeling for Policy-based Consequential LCA. *Journal of Industrial Ecology*, *17*(3), 375–384. http://doi.org/10.1111/j.1530-9290.2012.00540.x

Edwards, R., Mulligan, D., & Marelli, L. (2010). Indirect land use change from increased biofuels demand. *JRC Scientific and Technical Reports*. http://doi.org/10.2788/54137

EEAC Working Group Governance. (2006). Impact Assessment of European Commission Policies : Achievements And Prospects.

Eide, A. (2008). *The Right to Food and the Impact of Liquid Biofuels (Agrofuels)*. Retrieved from http://www.fao.org/righttofood/publi08/Right_to_Food_and_Biofuels.pdf

Ekvall, T., Azapagic, A., Finnveden, G., Rydberg, T., Weidema, B. P., & Zamagni, A. (2016). Attributional and consequential LCA in the ILCD handbook. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 293–296. http://doi.org/10.1007/s11367-015-1026-0

Environmental life cycle impact assessment indicators | Life Cycle Initiative. (2015). Retrieved May 23, 2015, from http://www.lifecycleinitiative.org/activities/phase-iii/global-guidance-on-environmental-life-cycle-impact-assessment-indicators/

Eriksson, O., Finnveden, G., Ekvall, T., & Björklund, A. (2007). Life cycle assessment of fuels for district heating: A comparison of waste incineration, biomass- and natural gas combustion. *Energy Policy*, *35*(2), 1346–1362. http://doi.org/10.1016/j.enpol.2006.04.005

Escobar, N., Ribal, J., Clemente, G., & Sanjuán, N. (2014). Consequential LCA of two alternative systems for biodiesel consumption in Spain, considering uncertainty. *Journal of Cleaner Production*, *79*, 61–73. http://doi.org/10.1016/j.jclepro.2014.05.065

European Commission. (n.d.). European Union statistics website. Retrieved from http://epp.eurostat.ec.europa.eu/

European Commission. (2012). *Proposal for a DIRECTIVE OF THE EUROPEAN PARLIAMENT AND OF THE COUNCIL amending Directive 98/70/EC relating to the quality of petrol and diesel fuels and amending Directive 2009/28/EC on the promotion of the use of energy from renewable sources* (Vol. 288).

European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability. (2010a). *ILCD Handbook - Framework and requirements for LCIA models and indicators First edition*.

European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability. (2010b). *International Reference Life Cycle Data System (ILCD) Handbook-Specific Guide for Life Cycle Inventory Data Sets*. Retrieved from http://www.citeulike.org/group/13799/article/12512792

European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability. (2010c). *International Reference Life Cycle Data System (ILCD) Handbook - General guide for Life Cycle Assessment - Detailed guidance*. Luxembourg: Publications Office of the European Union. http://doi.org/10.2788/38479

European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability. (2011). *ILCD Handbook - Recommendations for Life Cycle Impact Assessment in the European context*. http://doi.org/10.278/33030

European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability. (2013). *Product Environmental Footprint Guide - DRAFT*.

European Commission, Joint Research Centre, & Institute for Environment and Sustainability. (2012). Product Environmental Footprint (PEF) Guide. Retrieved from http://ec.europa.eu/environment/archives/eussd/pdf/footprint/PEF methodology final draft.pdf

European Parliament. (2009). Directive 2009/28/EC of the European Parliament and of the Council of 23 April 2009 on the promotion of the use of energy from renewable sources and amending and subsequently repealing Directives 2001/77/EC and 2003/30/EC. *Official Journal of the European Union, L 140/16*, 16–62.

European Union. (2013). *The EU Emissions Trading System (EU ETS)*.

Fantke, P., Jolliet, O., Evans, J. S., Apte, J. S., Cohen, A. J., H??nninen, O. O., … McKone, T. E. (2015). Health effects of fine particulate matter in life cycle impact assessment: findings from the Basel Guidance Workshop. *International Journal of Life Cycle Assessment*, *20*(2), 276–288. http://doi.org/10.1007/s11367-014-0822-2

FAO. (2016). FAOSTAT. Retrieved June 28, 2016, from http://www.fao.org/faostat/en/#home

Finnveden, G., Hauschild, M. Z., Ekvall, T., Guinée, J., Heijungs, R., Hellweg, S., … Suh, S. (2009). Recent developments in Life Cycle Assessment. *Journal of Environmental Management*, *91*(1), 1–21. http://doi.org/10.1016/j.jenvman.2009.06.018

Fishbone, L. G., & Abilock, H. (1981). Markal, a linear-programming model for energy systems analysis: Technical description of the bnl version. *International Journal of Energy Research*, *5*(4), 353–375. http://doi.org/10.1002/er.4440050406

Florent, Q., & Enrico, B. (2015). Combining Agent-Based Modeling and Life Cycle Assessment for the Evaluation of Mobility Policies. *Environmental Science & Technology*, *49*(3), 1744–1751. http://doi.org/10.1021/es5060868

Food SCP RT. (2013). ENVIFOOD Protocol, Environmental Assessment of Food and Drink Protocol. *European Food Sustainable Consumption and Production Round Table (SCP RT) - Working Group 1*. Brussels. Retrieved from http://www.food-scp.eu/files/ENVIFOOD_Protocol_Vers_1.0.pdf

French National Research Agency. (2017). Projet GreenAlgOhol (ANR-14-CE05-0043). Retrieved February 23, 2018, from http://www.agence-nationale-recherche.fr/Projet-ANR-14-CE05-0043

Frischknecht, R. (1998). *Life cycle inventory analysis for decision-making*. ETH Zurich.

Frischknecht, R., Jungbluth, N., Althaus, H.-J. H.-J., Doka, G., Dones, R., Hellweg, S., …

Anonymous. (2005). The ecoinvent Database: Overview and Methodological Framework. *International Journal of Life Cycle Assessment*, *10*(1), 112–122. http://doi.org/10.1065/lca2004.10.181.1

Garraín, D., de la Rúa, C., & Lechón, Y. (2016). Consequential effects of increased biofuel demand in Spain: Global crop area and CO2emissions from indirect land use change. *Biomass and Bioenergy*, *85*, 187–197. http://doi.org/10.1016/j.biombioe.2015.12.009

Gasol, C. M., Gabarrell, X., Rigola, M., González-García, S., & Rieradevall, J. (2011). Environmental assessment: (LCA) and spatial modelling (GIS) of energy crop implementation on local scale. *Biomass and Bioenergy*, *35*(7), 2975–2985. http://doi.org/10.1016/j.biombioe.2011.03.041

Geisler, G., Hellweg, S., & Hungerbühler, K. (2005). Uncertainty Analysis in Life Cycle Assessment (LCA): Case Study on Plant-Protection Products and Implications for Decision Making, *10*(3), 184–192.

Geyer, R., Lindner, J. P., Stoms, D. M., Davis, F. W., & Wittstock, B. (2010). Coupling GIS and LCA for biodiversity assessments of land use Part 2: Impact assessment. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *15*(7), 692–703. http://doi.org/10.1007/s11367-010-0199-9

Geyer, R., Stoms, D. M., Lindner, J. P., Davis, F. W., & Wittstock, B. (2010). Coupling GIS and LCA for biodiversity assessments of land use Part 1: Inventory modeling. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *15*(5), 454–467. http://doi.org/10.1007/s11367-010-0170-9

Goedkoop, M., Heijungs, R., De Schryver, A., Struijs, J., & van Zelm, R. (2013). ReCiPe 2008. A LCIA method which comprises harmonised category indicators at the midpoint and the endpoint level. Characterisation. *A Life Cycle Impact …*, 133. Retrieved from http://www.pre-sustainability.com/download/misc/ReCiPe_main_report_final_27-02-2009_web.pdf

Gregory, J. R., Noshadravan, A., Olivetti, E. A., & Kirchain, R. E. (2016). A Methodology for Robust Comparative Life Cycle Assessments Incorporating Uncertainty. *Environmental Science and Technology*, *50*(12), 6397–6405. http://doi.org/10.1021/acs.est.5b04969

Groen, E. A., Bokkers, E. A. M., Heijungs, R., & de Boer, I. J. M. (2017). Methods for global

sensitivity analysis in life cycle assessment. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *22*(7), 1125–1137. http://doi.org/10.1007/s11367-016-1217-3

Groen, E. A., & Heijungs, R. (2017). Ignoring correlation in uncertainty and sensitivity analysis in life cycle assessment: what is the risk? *Environmental Impact Assessment Review*, *62*, 98–109. http://doi.org/10.1016/j.eiar.2016.10.006

Groen, E. A., Heijungs, R., Bokkers, E. A. M., & de Boer, I. J. M. (2014). Methods for uncertainty propagation in life cycle assessment. *Environmental Modelling & Software*, *62*, 316–325. http://doi.org/10.1016/j.envsoft.2014.10.006

Guay, L. (2000). L'applicabilité sociale des solutions visant à parer au réchauffement climatique. *VertigO - La Revue Électronique En Sciences de L'environnement*, *1*(2). http://doi.org/10.4000/vertigo.4048

Guiton, M., & Benetto, E. (2013). Analyse du cycle de vie conséquentielle : identification des conditions de mise en oeuvre et des bonnes pratiques. SCORELCA.

Gutiérrez, T. N., Rege, S., Marvuglia, A., & Benetto, E. (2017). Sustainable Farming Behaviours: An Agent Based Modelling and LCA Perspective. In *Agent-Based Modeling of Sustainable Behaviors* (pp. 187–206). http://doi.org/10.1007/978-3-319-46331-5

Hanafiah, M. M., Xenopoulos, M. A., Pfister, S., Leuven, R. S. E. W., & Huijbregts, M. a J. (2011). Characterization Factors for Water Consumption and Greenhouse Gas Emissions Based on Freshwater Fish Species Extinction. *Environmental Science & Technology*, *45*(12), 5272–5278. http://doi.org/10.1021/es1039634

Hedegaard, K., Thyø, K. a, & Wenzel, H. (2008). Life Cycle Assessment of an Advanced Bioethanol Technology in the Perspective of Constrained Biomass Availability Life Cycle Assessment of an Advanced Bioethanol Technology in the Perspective of Constrained Biomass Availability. *Environmental Science & Technology*, *42*(21), 7992–7999. http://doi.org/10.1021/es800358d

Heijungs, R. (1996). Identification of key issues for further investigation in improving the reliability of life-cycle assessments. *Journal of Cleaner Production*, *4*(34), 159–166.

Heijungs, R. (2010). Sensitivity coefficients for matrix-based LCA. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *15*(5), 511–520. http://doi.org/10.1007/s11367-010-0158-5

Heijungs, R., & Huijbregts, M. a J. (2004). A review of approaches to treat uncertainty in LCA. *iEMSs 2004 International Congress*, 8. http://doi.org/http://www.iemss.org/iemss2004/pdf/lca/heijarev.pdf

Heijungs, R., & Lenzen, M. (2014). Error propagation methods for LCA - A comparison. *International Journal of Life Cycle Assessment*, *19*, 1445–1461. http://doi.org/10.1007/s11367-014-0751-0

Heijungs, R., & Suh, S. (2002). *The computational structure of life cycle assessment* (Vol. 11). Dordrecht: Kluwer Academic Publishers.

Helmes, R. J. K., Huijbregts, M. a. J., Henderson, A. D., & Jolliet, O. (2012). Spatially explicit fate factors of phosphorous emissions to freshwater at the global scale. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *17*(5), 646–654. http://doi.org/10.1007/s11367-012-0382-2

Henriksson, P. J. G., Heijungs, R., Dao, H. M., Phan, L. T., De Snoo, G. R., & Guinée, J. B. (2015). Product carbon footprints and their uncertainties in comparative decision contexts. *PLoS ONE*, *10*(3), 1–11. http://doi.org/10.1371/journal.pone.0121221

Hernández-Padilla, F., Margni, M., Noyola, A., Guereca-Hernandez, L., & Bulle, C. (2017). Assessing wastewater treatment in Latin America and the Caribbean: Enhancing life cycle assessment interpretation by regionalization and impact assessment sensibility. *Journal of Cleaner Production*, *142*, 2140–2153. http://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.11.068

Herrmann, I. T., Hauschild, M. Z., Sohn, M. D., & McKone, T. E. (2014). Confronting Uncertainty in Life Cycle Assessment Used for Decision Support. *Journal of Industrial Ecology*, *18*(3), 366–379. http://doi.org/10.1111/jiec.12085

Hertel, T. W., & Hertel, T. W. (1997). *Global trade analysis: modeling and applications*. Cambridge university press.

Hsu, A., Johnson, L., & Lloyd, A. (2013). *Measuring Progress: A Practical Guide From the Developers of the Environmental Performance Index (EPI)*. New Haven, Connecticut: Yale Center for Environmental Law & Policy.

Huijbregts, M. A. J. (1998). Uncertainty in LCA LCA Methodology Application of Uncertainty and Variability in LCA Part I : A General Framework for the Analysis of Uncertainty and Variability in Life Cycle Assessment. *International Journal of Life Cycle Assessment*, *3*(5),

273–280.

Huijbregts, M., Norris, G., & Bretz, R. (2001). Framework for modelling data uncertainty in life cycle inventories. *... Journal of Life Cycle ...*, *6*(Lci), 127–132. Retrieved from http://link.springer.com/article/10.1007/BF02978728

Humbert, S. (2009). *Geographically differentiated life-cycle impact assessment of human health*. Retrieved from http://escholarship.org/uc/item/1xv927gv.pdf

Humbert, S., Loerincik, Y., Rossi, V., Margni, M., & Jolliet, O. (2009). Life cycle assessment of spray dried soluble coffee and comparison with alternatives (drip filter and capsule espresso). *Journal of Cleaner Production*, *17*(15), 1351–1358. http://doi.org/10.1016/j.jclepro.2009.04.011

Humpenöder, F., Schaldach, R., Cikovani, Y., & Schebek, L. (2013). Effects of land-use change on the carbon balance of 1st generation biofuels: An analysis for the European Union combining spatial modeling and LCA. *Biomass and Bioenergy*, *56*, 166–178. http://doi.org/10.1016/j.biombioe.2013.05.003

Humpenöder, F., Schaldach, R., Shayeghi, Y., & Schebek, L. (2011). Analysing land-use effects on the carbon balance of biofuels by coupling a spatial model to LCA.

IFP Énergies nouvelles. (2010). VALERBIO : Analyse des concurrences potentielles entre différents usages actuels et futurs de la biomasse. Retrieved June 1, 2016, from http://www.ifp-school.com/jcms/kmo_12337/en/valerbio-analyse-des-concurrences-potentielles-entre-differents-usages-actuels-et-futurs-de-la-biomasse

Igos, E., Meyer, R., Benetto, E., Querini, F., Marvuglia, A., & Beaudard, C. (2015). Uncertainty and sensitivity analyses in LCA : a review and application to noise characterization. In *SETAC Europe 25th Annual Meeting*.

Imbeault-Tétreault, H. (2010). *Propagation analytique de l'incertitude à travers le calcul matriciel d'une analyse du cycle de vie*. Retrieved from http://publications.polymtl.ca/387/

Ingwersen, W., & Subramanian, V. (2013). Guidance for Product Category Rule Development - Version 1.0. *The Product Category Rule Guidance Development Initiative*. The Product Category Rule Guidance Development Initiative. Retrieved from http://www.pcrguidance.org

International Energy Agency (IEA). (n.d.). International Energy Agency - Statistics. Retrieved February 2, 2017, from https://www.iea.org/statistics/

International Organization for Standardization (ISO). (2006a). ISO14040:2006 Environmental management-life cycle assessment-principles and framework.

International Organization for Standardization (ISO). (2006b). ISO14044:2006 Environmental management - Life cycle assessment - Requirements and guidelines.

International Organization for Standardization (ISO). (2014). ISO 14046 Environmental management — Water footprint — Principles , requirements and guidelines.

Iooss, B., & Lemaître, P. (2015). A review on global sensitivity analysis methods. *Uncertainty Management in Simulation-Optimization of Complex Systems: Algorithms and Applications*. Retrieved from http://arxiv.org/abs/1404.2405

Itsubo, N., & Inaba, A. (2012). LIME2 Life-cycle Impact assessment Method based on Endpoint modeling. *Jlca News Letter Life-Cycle Assessment Society of Japan*, (12).

Jacques, J., Lavergne, C., & Devictor, N. (2006). Sensitivity analysis in presence of model uncertainty and correlated inputs. *Reliability Engineering and System Safety*, *91*(10–11), 1126–1134. http://doi.org/10.1016/j.ress.2005.11.047

Kaufman, A. S., Meier, P. J., Sinistore, J. C., & Reinemann, D. J. (2010). Applying life-cycle assessment to low carbon fuel standards—How allocation choices influence carbon intensity for renewable transportation fuels. *Energy Policy*, *38*(9), 5229–5241. http://doi.org/10.1016/j.enpol.2010.05.008

Keeffe, S. O., Wochele, S., & Thrän, D. (2013). Regional Bioenergy Inventory for the Central Germany Region. In *First International Conference on Resource Efficiency in Interorganizational Networks - ResEff 2013*.

Kgathi, D. L., Mfundisi, K. B., Mmopelwa, G., & Mosepele, K. (2012). Potential impacts of biofuel development on food security in Botswana: A contribution to energy policy. *Energy Policy*, *43*, 70–79. http://doi.org/10.1016/j.enpol.2011.12.027

Kimming, M., Sundberg, C., Nordberg, Å., Baky, a., Bernesson, S., Norén, O., & Hansson, P. a. (2011). Life cycle assessment of energy self-sufficiency systems based on agricultural

residues for organic arable farms. *Bioresource Technology*, *102*(2), 1425–1432. http://doi.org/10.1016/j.biortech.2010.09.068

Kørnøv, L., & Thissen, W. A. H. (2000). Rationality in decision- and policy-making: Implications for strategic environmental assessment. *Impact Assessment and Project Appraisal*, *18*(3), 191–200. http://doi.org/10.3152/147154600781767402

Kounina, A., Margni, M., Bayart, J.-B., Boulay, A.-M., Berger, M., Bulle, C., … Humbert, S. (2012). Review of methods addressing freshwater use in life cycle inventory and impact assessment. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *18*(3), 707–721. http://doi.org/10.1007/s11367-012-0519-3

Kounina, A., Margni, M., Shaked, S., Bulle, C., & Jolliet, O. (2014). Spatial analysis of toxic emissions in LCA: A sub-continental nested USEtox model with freshwater archetypes. *Environment International*, *69*, 67–89. http://doi.org/10.1016/j.envint.2014.04.004

Kuchler, M., & Linnér, B.-O. (2012). Challenging the food vs. fuel dilemma: Genealogical analysis of the biofuel discourse pursued by international organizations. *Food Policy*, *37*(5), 581–588. http://doi.org/10.1016/j.foodpol.2012.06.005

Laborde, D. (2011). *Assessing the Land Use Change Consequences of European Biofuel Policies*.

Lansche, J., Gaillard, G., Nemecek, T., Mouron, P., Peano, L., Bengoa, X., … Loerincik, Y. (2013). The world food LCA database project: Towards more accurate food datasets. In *6th international conference on life cycle management—LCM*.

Laurent, F. (2015). Optimisation de scénarios de centralisée selon une approche systémique territoriale couplée à l ’ analyse du cycle de vie, 307.

Laurin, L., Amor, B., Bachmann, T. M., Bare, J., Koffler, C., Genest, S., … Vigon, B. (2016). Life cycle assessment capacity roadmap (section 1): decision-making support using LCA. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *21*(4), 443–447. http://doi.org/10.1007/s11367-016-1031-y

Lemoine, D. M., Plevin, R. J., Cohn, A. S., Jones, A. D., Brandt, A. R., Vergara, S. E., & Kammen, D. M. (2010). The climate impacts of bioenergy systems depend on market and regulatory policy contexts. *Environmental Science & Technology*, *44*(19), 7347–50. http://doi.org/10.1021/es100418p

Lesage, P., Mutel, C., Schenker, U., & Margni, M. (2018). Uncertainty analysis in LCA using precalculated aggregated datasets. *The International Journal of Life Cycle Assessment*. http://doi.org/10.1007/s11367-018-1444-x

Lesage, P., & Samson, R. (2013). The Quebec Life Cycle Inventory Database Project. *The International Journal of Life Cycle Assessment*. http://doi.org/10.1007/s11367-013-0593-1

Li, Y., Chen, J., & Feng, L. (2013). Dealing with uncertainty: A survey of theories and practices. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, *25*(11), 2463–2482. http://doi.org/10.1109/TKDE.2012.179

Lim, S., & Lee, K. T. (2011). Parallel production of biodiesel and bioethanol in palm-oil-based biorefineries: Life cycle assessment on the energy and greenhouse gases emissions. *Biofuels, Bioproducts and Biorefining*, *5*(2), 132–150. http://doi.org/10.1002/bbb.271

Lindner, S., Legaultb, J., & Guanc, D. (2013). Disaggregating the Electricity Sector of China â€™S Input-Output Table for Improved Environmental Life-Cy Cle Assessment, *25*(3). http://doi.org/10.1080/09535314.2012.746646

Liu, K. F., Hung, M., Yeh, P., & Kuo, J. (2014). GIS-Based Regionalization of LCA. *Journal of Geoscience and Environment Protection*, *2*(2), 1–8. http://doi.org/10.4236/gep.2014.22001

Lloyd, S., & Ries, R. (2007). Characterizing, Propagating, and Analyzing Uncertainty in Life-Cycle Assessment: A Survey of Quantitative Approaches. *Journal of Industrial Ecology*, *11*(1). Retrieved from http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1162/jiec.2007.1136/abstract

Loiseau, E., Junqua, G., Roux, P., & Bellon-Maurel, V. (2012). Environmental assessment of a territory: an overview of existing tools and methods. *Journal of Environmental Management*, *112*, 213–25. http://doi.org/10.1016/j.jenvman.2012.07.024

Loiseau, E., Roux, P., Junqua, G., Maurel, P., & Bellon-Maurel, V. (2013). Adapting the LCA framework to environmental assessment in land planning. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *18*(8), 1533–1548. http://doi.org/10.1007/s11367-013-0588-y

Loulou, R., Remme, U., Kanudia, A., Lehtila, A., & Goldstein, G. (2016). Documentation for the TIMES Model - Part II. *IEA Energy Technology Systems Analysis Programme*, (April), 1–78.

Lund, H., Mathiesen, B. V., Christensen, P., & Schmidt, J. H. (2010). Energy system analysis of

marginal electricity supply in consequential LCA. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *15*(3), 260–271. http://doi.org/10.1007/s11367-010-0164-7

Mancebo, F. (2009). Des développements durables. Quel référentiel pour les politiques de développement durable en Europe ? *Cybergéo*, *438*, 2–21.

Marchand, M. (2013). *Considération de la différenciation spatiale dans l'évaluation des impacts environnementaux locaux au moyen de l'analyse du cycle de vie (ACV) – application à la gestion des déchets ménagers*. UNIVERSITÉ DE RENNES 1.

Margni, M., Gloria, T., & Bare, J. (2008). Guidance on how to move from current practice to recommended practice in Life Cycle Impact Assessment. *UNEP/SETAC Life Cycle Initiative*, 1–33. Retrieved from http://www.scpclearinghouse.org/upload/publication_and_tool/file/250.pdf

Marshall, E., Caswell, M., Malcolm, S., Motamed, M., Hrubovcak, J., Jones, C., & Nickerson, C. (2011). Measuring the Indirect Land-Use Change Associated With Increased Biofuel Feedstock Production A Review of Modeling Efforts Report to Congress, (February 2011).

Marvuglia, A., Benetto, E., Rege, S., & Jury, C. (2013). Modelling approaches for consequential life-cycle assessment (C-LCA) of bioenergy: Critical review and proposed framework for biogas production. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *25*, 768–781. http://doi.org/10.1016/j.rser.2013.04.031

Mastrucci, A., Marvuglia, A., Popovici, E., Leopold, U., & Benetto, E. (2017). Geospatial characterization of building material stocks for the life cycle assessment of end-of-life scenarios at the urban scale. *Resources, Conservation and Recycling*, *123*, 54–66. http://doi.org/10.1016/j.resconrec.2016.07.003

Mathiesen, B. V., Münster, M., & Fruergaard, T. (2009). Uncertainties related to the identification of the marginal energy technology in consequential life cycle assessments. *Journal of Cleaner Production*, *17*(15), 1331–1338. http://doi.org/10.1016/j.jclepro.2009.04.009

McGill, R., Tukey, J. W., & Larsen, W. A. (1978). Variations of box plots. *The American Statistician*, *32*(1), 12–16.

Melamu, R., & von Blottnitz, H. (2011). 2nd Generation biofuels a sure bet? A life cycle assessment of how things could go wrong. *Journal of Cleaner Production*, *19*(2–3), 138–144.

http://doi.org/10.1016/j.jclepro.2010.08.021

Menten, F., Chèze, B., Patouillard, L., & Bouvart, F. (2013). A review of LCA greenhouse gas emissions results for advanced biofuels: The use of meta-regression analysis. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *26*, 108–134. http://doi.org/10.1016/j.rser.2013.04.021

Menten, F. M. (2013). *Nouvelles approches pour l'évaluation environnementale des biocarburants avancés*. Art et Métiers ParisTech.

Menten, F. M., Tchung-ming, S., Lorne, D., & Bouvart, F. (2015). Lessons from the use of a long-term energy model for consequential life cycle assessment : the BTL case. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *43*, 942–960. http://doi.org/10.1016/j.rser.2014.11.072

Milà I Canals, L., Azapagic, A., Doka, G., Jefferies, D., King, H., Mutel, C., … Williams, A. (2011). Approaches for Addressing Life Cycle Assessment Data Gaps for Bio-based Products. *Journal of Industrial Ecology*, *15*(5), 707–725. http://doi.org/10.1111/j.1530-9290.2011.00369.x

Monnier, J., Sulimma, H., Dalai, A., & Caravaggio, G. (2010). Hydrodeoxygenation of oleic acid and canola oil over alumina-supported metal nitrides. *Applied Catalysis A: General*, *382*(2), 176–180. http://doi.org/10.1016/j.apcata.2010.04.035

Morin, E. (2017). L'avenir de la décision : connaître et agir en complexité - ESSEC Business School | Coursera. Retrieved March 6, 2018, from https://www.coursera.org/learn/lavenir-de-la-decision/home/info

Morris, M. D. (1991). Factorial sampling plans for preliminary computational experiments. *Technometrics*, *33*(2), 161–174.

Most, T. (2012). *Variance-based sensitivity analysis in the presence of correlated input variables. DYNARDO GmbH*. Retrieved from https://www.dynardo.de/fileadmin/Material_Dynardo/bibliothek/Optimierung_Sensitivitaet/MOST_2012_REC_VarianceBasedSensitivityAnalysisInThePresenceOfCorrelatedInputVariables.pdf

Muller, S. (2015). *Estimation de l'incertitude sur les flux d'inventaire du cycle de vie - Modélisation et développement de facteurs empiriques pour l'approche Pedigree*. École Polytechnique de Montréal.

Muller, S., Lesage, P., Ciroth, A., Mutel, C., Weidema, B. P., & Samson, R. (2014). The application of the pedigree approach to the distributions foreseen in ecoinvent v3. *The International Journal of Life Cycle Assessment*. http://doi.org/10.1007/s11367-014-0759-5

Muller, S., Mutel, C., Lesage, P., & Samson, R. (2017). Effects of Distribution Choice on the Modeling of Life Cycle Inventory Uncertainty: An Assessment on the Ecoinvent v2.2 Database. *Journal of Industrial Ecology*, *0*(0). http://doi.org/10.1111/jiec.12574

Mutel, C. (2014). Brightway2 Documentation.

Mutel, C. (2017). Brightway: An open source framework for Life Cycle Assessment. *The Journal of Open Source Software*, *2*(12). http://doi.org/10.21105/joss.00236

Mutel, C. L., de Baan, L., & Hellweg, S. (2013). Two-step sensitivity testing of parametrized and regionalized life cycle assessments: methodology and case study. *Environmental Science & Technology*, *47*(11), 5660–7. http://doi.org/10.1021/es3050949

Mutel, C. L., & Hellweg, S. (2009). Regionalized Life Cycle Assessment: Computational Methodology and Application to Inventory Databases. *Environmental Science & Technology*, *43*(15), 5797–5803. http://doi.org/10.1021/es803002j

Mutel, C. L., Pfister, S., & Hellweg, S. (2012). GIS-based regionalized life cycle assessment: how big is small enough? Methodology and case study of electricity generation. *Environmental Science & Technology*, *46*(2), 1096–103. http://doi.org/10.1021/es203117z

Nansai, K., Moriguchi, Y., & Suzuki, N. (2005). Site-Dependent Life-Cycle Analysis by the SAME Approach: Its Concept, Usefulness, and Application to the Calculation of Embodied Impact Intensity by Means of an Input−Output Analysis. *Environmental Science & Technology*, *39*(18), 7318–7328. http://doi.org/10.1021/es047951n

Ness, B., Urbel-Piirsalu, E., Anderberg, S., & Olsson, L. (2007). Categorising tools for sustainability assessment. *Ecological Economics*, *60*(3), 498–508. http://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2006.07.023

Nestlé. (2015). Nestlé in society - Full Report 2015. Retrieved December 6, 2016, from http://storage.nestle.com/nestle-society-full-2015/index.html#140

Nicolas, C., Saint-Antonin, V., & Tchung-Ming, S. (2014). (How) does sectoral detail affect the

robustness of policy insights from energy system models? The refining sector's example, (56), 0–23.

Nitschelm, L., Aubin, J., Corson, M. S., Viaud, V., & Walter, C. (2015). Spatial differentiation in Life Cycle Assessment LCA applied to an agricultural territory: current practices and method development. *Journal of Cleaner Production*, *112*, 2472–2484. http://doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.09.138

Nonhebel, S. (2012). Global food supply and the impacts of increased use of biofuels. *Energy*, *37*(1), 115–121. http://doi.org/10.1016/j.energy.2011.09.019

OCDE. (2006). L'évaluation environnementale stratégique - Guide de bonnes pratiques dans le domaine de la coopération pour le développement. Éditions OCDE. Retrieved from http://wwwhost-lb.undp.org/content/dam/aplaws/publication/en/publications/sea-task-team/library-other/sea-guidance-french/OCDE CAD Guide de EES french.pdf

OECD. (2010, July 5). Guidance on Sustainability Impact Assessment. OECD Publishing. http://doi.org/10.1787/9789264086913-en

Padey, P., Girard, R., le Boulch, D., & Blanc, I. (2013). From LCAs to Simplified Models: A Generic Methodology Applied to Wind Power Electricity. *Environmental Science & Technology*, *47*(3), 1231–8. http://doi.org/10.1021/es303435e

Page, E. B. (1963). Ordered Hypotheses for Multiple Treatments: A Significance Test for Linear Ranks. *Journal of the American Statistical Association*, *58*(301), 216–230. http://doi.org/10.1080/01621459.1963.10500843

Patouillard, L., Bulle, C., & Margni, M. (2016). Ready-to-use and advanced methodologies to prioritise the regionalisation effort in LCA. *Matériaux & Techniques*, *104*(1), 105. http://doi.org/10.1051/mattech/2016002

Patouillard, L., Bulle, C., Querleu, C., Maxime, D., Osset, P., & Margni, M. (2018). Critical review and practical recommendations to integrate the spatial dimension into life cycle assessment. *Journal of Cleaner Production*, *177*, 398–412. http://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.12.192

Patouillard, L., Bulle, C., Querleu, C., Maxime, D., & Patreau, V. (2015). *Prise en compte de la dimension géographique en ACV : intérêts et mise en oeuvre*. Final report SCORELCA foundation. Retrieved from http://www.scorelca.org/scorelca/etudes-acv.php

Patouillard, L., Collet, P., Lesage, P., Tirado-Seco, P., Bulle, C., & Margni, M. (2018). Prioritizing regionalization efforts in life cycle assessment through global sensitivity analysis: A sector meta-analysis based on ecoinvent v3. *International Journal of Life Cycle Assessment*, Submitted.

Patouillard, L., Schencker, U., Dawson, D., & Margni, M. (n.d.). Spatialization of a tailored Life Cycle Assessment database for specific agri-food business context, In redaction.

Pehl, M., Arvesen, A., Humpenöder, F., Popp, A., Hertwich, E. G., & Luderer, G. (2017). Understanding future emissions from low-carbon power systems by integration of life-cycle assessment and integrated energy modelling. *Nature Energy*, *2*(12), 939–945. http://doi.org/10.1038/s41560-017-0032-9

Pehnt, M., Oeser, M., & Swider, D. (2008). Consequential environmental system analysis of expected offshore wind electricity production in Germany. *Energy*, *33*(5), 747–759. http://doi.org/10.1016/j.energy.2008.01.007

Pfister, S., Koehler, A., & Hellweg, S. (2009). Assessing the environmental impacts of freshwater consumption in LCA. *Environmental Science & Technology*, *43*(11), 4098–104. Retrieved from http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/19569336

Pfister, S., & Scherer, L. (2015a). Uncertainty analysis of the environmental sustainability of biofuels. *Energy, Sustainability and Society*, *5*(1), 30. http://doi.org/10.1186/s13705-015-0058-4

Pfister, S., & Scherer, L. (2015b). Uncertainty analysis of the environmental sustainability of biofuels. *Energy, Sustainability and Society*, *5*(1), 1–12. http://doi.org/10.1186/s13705-015-0058-4

Pfister, S., Vionnet, S., Levova, T., & Humbert, S. (2016). Ecoinvent 3: assessing water use in LCA and facilitating water footprinting. *International Journal of Life Cycle Assessment*, *21*(9), 1349–1360. http://doi.org/10.1007/s11367-015-0937-0

Plevin, R. J., Delucchi, M. A., & Creutzig, F. (2014). Using Attributional Life Cycle Assessment to Estimate Climate-Change Mitigation Benefits Misleads Policy Makers. *Journal of Industrial Ecology*, *18*(1), 73–83. http://doi.org/10.1111/jiec.12074

Plouffe, G., Bulle, C., & Deschênes, L. (2015). Assessing the variability of the bioavailable fraction

of zinc at the global scale using geochemical modeling and soil archetypes. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, 1–14. http://doi.org/10.1007/s11367-014-0841-z

Potting, J., & Hauschild, M. (2005). Background for spatial differentiation in life cycle impact assessment. The EDIP2003 methodology. *Environmental News*, (80). Retrieved from http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Spatial+differentiation+in+Life+Cycle+impact+assessment+-+The+EDIP2003+methodology#1

Potting, J., & Hauschild, M. (2006). Spatial differentiation in life cycle impact assessment: a decade of method development to increase the environmental realism of LCIA. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *1*(1), 11–13. Retrieved from http://www.springerlink.com/index/1913MJ8145V82T74.pdf

Prapaspongsa, T., & Gheewala, S. H. (2017). Consequential and attributional environmental assessment of biofuels: implications of modelling choices on climate change mitigation strategies. *International Journal of Life Cycle Assessment*, *22*(11), 1644–1657. http://doi.org/10.1007/s11367-017-1355-2

Prapaspongsa, T., Musikavong, C., & Gheewala, S. H. (2017). Life cycle assessment of palm biodiesel production in Thailand: Impacts from modelling choices, co-product utilisation, improvement technologies, and land use change. *Journal of Cleaner Production*, *153*, 435–447. http://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.03.130

Pronzato, L., & Müller, W. G. (2012). Design of computer experiments: Space filling and beyond. *Statistics and Computing*, *22*(3), 681–701. http://doi.org/10.1007/s11222-011-9242-3

Quantis. (2013). Calculation of Normalization Factors for EcodEx based on scope 3 calculation - prepared for Nestlé.

Rathmann, R., Szklo, A., & Schaeffer, R. (2010). Land use competition for production of food and liquid biofuels: An analysis of the arguments in the current debate. *Renewable Energy*, *35*(1), 14–22. http://doi.org/10.1016/j.renene.2009.02.025

Recchioni, M., Mathieux, F., Goralczyk, M., & Schau, E. M. (2012). ILCD Data Network and ELCD Database : current use and further needs for supporting Environmental Footprint and Life Cycle Indicator Projects. *JRC Technical Reports*, (December). http://doi.org/10.2788/78678

Refsgaard, J. C., van der Sluijs, J. P., Højberg, A. L., & Vanrolleghem, P. a. (2007). Uncertainty in the environmental modelling process – A framework and guidance. *Environmental Modelling & Software*, *22*(11), 1543–1556. http://doi.org/10.1016/j.envsoft.2007.02.004

Rehl, T., Lansche, J., & Müller, J. (2012). Life cycle assessment of energy generation from biogas—Attributional vs. consequential approach. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *16*(6), 3766–3775. http://doi.org/10.1016/j.rser.2012.02.072

Reinhard, J., Mutel, C. L., Wernet, G., Zah, R., & Hilty, L. M. (2016). Contribution-based prioritization of LCI database improvements: Method design, demonstration, and evaluation. *Environmental Modelling and Software*, *86*, 204–218. http://doi.org/10.1016/j.envsoft.2016.09.018

Reinhard, J., & Zah, R. (2009). Global environmental consequences of increased biodiesel consumption in Switzerland: consequential life cycle assessment. *Journal of Cleaner Production*, *17*, S46–S56. http://doi.org/10.1016/j.jclepro.2009.05.003

Reinhard, J., & Zah, R. (2011). Consequential life cycle assessment of the environmental impacts of an increased rapemethylester (RME) production in Switzerland. *Biomass and Bioenergy*, *35*(6), 2361–2373. http://doi.org/10.1016/j.biombioe.2010.12.011

République française. (2005, December 15). Un débat national en 2003 et l'adoption d'une loi de programme en 2005. Politiques publiques - repères - vie-publique.fr. Retrieved March 11, 2015, from http://www.vie-publique.fr/politiques-publiques/politique-energie/index/

République française. (2010). Memento des études d'impact à produire a l'appui des projets de loi.

République française. (2012). Lignes directrices pour l'élaboration des études d'impact.

République française. (2015a). 1.1.2. Études d'impact / 1.1. Nécessité des normes / I. Conception des textes / Guide de legistique / Droit français / Accueil | Légifrance, le service public de l'accès au droit - Accueil. Retrieved March 12, 2015, from http://www.legifrance.gouv.fr/Droit-francais/Guide-de-legistique/I.-Conception-des-textes/1.1.-Necessite-des-normes/1.1.2.-Etudes-d-impact

République française. (2015b, February 19). Comment sont élaborées et votées les lois ? - Comprendre les institutions - Découverte des institutions - Repères - Vie-publique.fr. Retrieved March 12, 2015, from http://www.vie-publique.fr/decouverte-

institutions/institutions/fonctionnement/parlement/loi/

Riggs, L. S. (1989). Numerical approach for generating beta random variates. *Journal of Computing in Civil Engineering*, *3*(2), 183–191.

Roches, A., Nemecek, T., Gaillard, G., Plassmann, K., Sim, S., King, H., & Milà I Canals, L. (2010). MEXALCA: A modular method for the extrapolation of crop LCA. *International Journal of Life Cycle Assessment*, *15*(8), 842–854. http://doi.org/10.1007/s11367-010-0209-y

Rodríguez, C., Ciroth, A., & Srocka, M. (2014). The importance of regionalized LCIA in agricultural LCA – new software implementation and case study. In *9th International Conference LCA of Food San Francisco, USA 8-10 October 2014*.

Rodríguez, C., & Greve, S. (2016). Regionalized LCIA in openLCA. Retrieved from http://www.openlca.org/documents/14826/ec42d429-1c88-49f7-a08b-ce8c1eb97f28

Ross, S., & Evans, D. (2002). Excluding site-specific data from the lca inventory: how this affects life cycle impact assessment. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *7*(3), 141–150. http://doi.org/10.1007/BF02994048

Ross, S., Evans, D., & Webber, M. (2002). How LCA Studies Deal with Uncertainty, *7*(1), 47–52.

Roy, P.-O., Deschênes, L., & Margni, M. (2013). Uncertainty and spatial variability in characterization factors for aquatic acidification at the global scale. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *19*(4), 882–890. http://doi.org/10.1007/s11367-013-0683-0

Sakai, S., & Yokoyama, K. (2002). Formulation of sensitivity analysis in life cycle assessment using a perturbation method. *Clean Technologies and Environmental Policy*, *4*, 72–78. http://doi.org/10.1007/s10098-002-0150-2

Saltelli, A. (2017). Sensitivity Analysis. *Numbers for Policy: Practical Problems in Quantification*.

Saltelli, A., & Annoni, P. (2010). How to avoid a perfunctory sensitivity analysis. *Environmental Modelling and Software*, *25*(12), 1508–1517. http://doi.org/10.1016/j.envsoft.2010.04.012

Saltelli, A., Annoni, P., Azzini, I., Campolongo, F., Ratto, M., & Tarantola, S. (2010). Variance based sensitivity analysis of model output. Design and estimator for the total sensitivity index. *Computer Physics Communications*, *181*(2), 259–270.

http://doi.org/10.1016/j.cpc.2009.09.018

Saltelli, A., & Bolado, R. (1998). An alternative way to compute Fourier amplitude sensitivity test (FAST). *Computational Statistics & Data Analysis*, *26*(4), 445–460. http://doi.org/10.1016/S0167-9473(97)00043-1

Saltelli, A., & Sobol', I. M. (1995). About the use of rank transformation in sensitivity analysis of model output. *Reliability Engineering and System Safety*, *50*(3), 225–239. http://doi.org/10.1016/0951-8320(95)00099-2

Saltelli, A., & Tarantola, S. (2002). On the Relative Importance of Input Factors in Mathematical Models. *Journal of the American Statistical Association*, *97*(459), 702–709. http://doi.org/10.1198/016214502388618447

Sanchez, S. T., Woods, J., Akhurst, M., Brander, M., O'Hare, M., Dawson, T. P., … Malpas, R. (2012). Accounting for indirect land-use change in the life cycle assessment of biofuel supply chains. *Journal of the Royal Society, Interface / the Royal Society*, *9*(71), 1105–19. http://doi.org/10.1098/rsif.2011.0769

Santner, T. J., Williams, B. J., & Notz, W. I. (2013). *The design and analysis of computer experiments*. Springer Science & Business Media.

Schenker, U., Espinoza-Orias, N., & Popovic, D. (2014). EcodEX : A simplified ecodesign tool to improve the environmental performance of product development in the food industry. *Proceedings of the 9th International Conference on Life Cycle Assessment in the Agri-Food Sector (LCA Food 2014), 8-10 October 2014, San Francisco, USA. ACLCA, Vashon, WA, USA.*, 12220–1223.

Searchinger, T., Heimlich, R., Houghton, R. A., Dong, F., Elobeid, A., Fabiosa, J., … Yu, T.-H. (2008). Use of U.S. croplands for biofuels increases greenhouse gases through emissions from land-use change. *Science (New York, N.Y.)*, *319*(5867), 1238–1240. http://doi.org/10.1126/science.1151861

Sénat de France. (2012). Projet de loi ratifiant l'ordonnance n° 2012-92 du 26 janvier 2012 relative à la partie législative du code forestier et harmonisant les dispositions de procédure pénale applicables aux infractions forestières. Retrieved from http://www.senat.fr/rap/l12-319/l12-3191.html

Silalertruksa, T., Gheewala, S. H., & Sagisaka, M. (2009). Impacts of Thai bio-ethanol policy target on land use and greenhouse gas emissions. *Applied Energy*, *86*(SUPPL. 1), S170–S177. http://doi.org/10.1016/j.apenergy.2009.05.010

Smyth, B. M., & Murphy, J. D. (2011). The indirect effects of biofuels and what to do about them: The case of grass biomethane and its impact on livestock. *Biofuels, Bioproducts and Biorefining*, *5*(2), 165–184. http://doi.org/10.1002/bbb.276

Sobol, I. M. (1993). Sensitivity Estimates for Nonlinear Mathematical Models. *Mathematical Modelling and Computational Experiments*, *1*(4), 407–414. Retrieved from http://max2.ese.u-psud.fr/epc/conservation/MODE/Sobol Original Paper.pdf

Song, M.-L., Fisher, R., Wang, J.-L., & Cui, L.-B. (2016). Environmental performance evaluation with big data: theories and methods. *Annals of Operations Research*. http://doi.org/10.1007/s10479-016-2158-8

Sonnemann, G., & Vigon, B. (2011). Global guidance principles for life cycle assessment databases. *UNEP/SETAC Life Cycle Initiative*. Retrieved from http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:Global+guidance+principles+for+life+cycle+assessment+databases#0

Spangenberg, J. H. (2005). Economic sustainability of the economy: concepts and indicators. *International Journal of Sustainable Development*, *8*(1/2), 47. http://doi.org/10.1504/IJSD.2005.007374

Steinberger, J. K., Friot, D., Jolliet, O., & Erkman, S. (2009). A spatially explicit life cycle inventory of the global textile chain. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *14*(5), 443–455. http://doi.org/10.1007/s11367-009-0078-4

Steinmann, Z. J. N., Hauck, M., Karuppiah, R., Laurenzi, I. J., & Huijbregts, M. a. J. (2014). A methodology for separating uncertainty and variability in the life cycle greenhouse gas emissions of coal-fueled power generation in the USA. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, (2009). http://doi.org/10.1007/s11367-014-0717-2

Steubing, B., Wernet, G., Reinhard, J., Bauer, C., & Moreno-Ruiz, E. (2016). The ecoinvent database version 3 (part II): analyzing LCA results and comparison to version 2. *International Journal of Life Cycle Assessment*, *21*(9), 1269–1281. http://doi.org/10.1007/s11367-016-

1109-6

Styles, D., Gibbons, J., Williams, A. P., Dauber, J., Stichnothe, H., Urban, B., … Jones, D. L. (2015). Consequential life cycle assessment of biogas, biofuel and biomass energy options within an arable crop rotation. *GCB Bioenergy*, *7*(6), 1305–1320. http://doi.org/10.1111/gcbb.12246

The Club of Rome. (1972). Reports to the Club of Rome: Limits to Growth. Retrieved from http://www.clubofrome.org/?p=1161

Tirado, M. C., Cohen, M. J., Aberman, N., Meerman, J., & Thompson, B. (2010). Addressing the challenges of climate change and biofuel production for food and nutrition security. *Food Research International*, *43*(7), 1729–1744. http://doi.org/10.1016/j.foodres.2010.03.010

Tucker, A. W. (1950). A two-person dilemma. *Readings in Games and Information*, 7–8.

Turconi, R., Boldrin, A., & Astrup, T. (2013). Life cycle assessment (LCA) of electricity generation technologies: Overview, comparability and limitations. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *28*, 555–565. http://doi.org/10.1016/j.rser.2013.08.013

Turconi, R., Tonini, D., Nielsen, C. F. B., Simonsen, C. G., & Astrup, T. (2014). Environmental impacts of future low-carbon electricity systems: Detailed life cycle assessment of a Danish case study. *Applied Energy*, *132*(x), 66–73. http://doi.org/10.1016/j.apenergy.2014.06.078

Udo de Haes, H. a., Bensahel, J.-F., Clift, R., Fussler, C. R., Griesshammer, R., Jensen, a. a., … J.-J., L. (1997). Guidelines for the application of life cycle assessment in the EU eco-label award scheme.

Udo de Haes, H. A., Jolliet, O., Finnveden, G., Hauschild, M., Krewitt, W., & Mfiller-Wenk, R. (1999). Best Available Practice Regarding Impact Categories and Category Indicators in Life Cycle Impact Assessment. *International Journal of Life Cycle Assessment*, *4*(3), 66–74.

UNEP/SETAC Life Cycle Initiative. (2016). Global Guidance for Life Cycle Impact Assessment Indicators Volume 1.

United Nations. (n.d.). United Nations statistics website. Retrieved from http://unstats.un.org/

United Nations Statistics Division. (n.d.). ISIC Rev.4 - Classifications Registry. Retrieved February 27, 2018, from https://unstats.un.org/unsd/cr/registry/isic-4.asp

United States Departement of Agriculture. (n.d.). LCA digital Commons database website. Retrieved from http://www.lcacommons.gov/

United States Environmental Protection Agency (EPA). (2010). *Renewable Fuel Standard Program (RFS2) Regulatory Impact Analysis*. Retrieved from http://www.epa.gov/otaq/renewablefuels/420r10006.pdf

Urban, B., Haaren, C. Von, Kanning, H., Krahl, J., & Munack, A. (2012). Spatially differentiated examination of biodiversity in LCA (Life Cycle Assessment) on national scale exemplified by biofuels. *Landbauforschung - vTI Agriculture and Forestry Research 3*, *2012*(62), 65–76.

Van der Voort, E., & Doni, E. (1984). EFOM-12C Mark I. *Energy Supply Modelling Package, Mathematical Description, Rapport8896*.

van Zelm, R., Preiss, P., van Goethem, T., Van Dingenen, R., & Huijbregts, M. (2016). Regionalized life cycle impact assessment of air pollution on the global scale: Damage to human health and vegetation. *Atmospheric Environment*, *134*(x), 129–137. http://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2016.03.044

Vázquez-Rowe, I., Marvuglia, A., Rege, S., & Benetto, E. (2014). Applying consequential LCA to support energy policy: Land use change effects of bioenergy production. *The Science of the Total Environment*, *472*, 78–89. http://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2013.10.097

Verones, F., Bare, J., Bulle, C., Frischknecht, R., Hauschild, M., Hellweg, S., … Fantke, P. (2017). LCIA framework and cross-cutting issues guidance within the UNEP-SETAC Life Cycle Initiative. *Journal of Cleaner Production*, *161*, 957–967. http://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.05.206

Verones, F., Hellweg, S., Azevedo, L. B., Chaudhary, A., Cosme, N., Fantke, P., … Huijbregts, M. a. J. (2016). LC-Impact Version 0.5.

Vigon, B., Sonnemann, G., Asselin, A., Schrijvers, D., Ciroth, A., Chen, S. S., … Milà i Canals, L. (2017). Review of LCA datasets in three emerging economies: a summary of learnings. *International Journal of Life Cycle Assessment*, *22*(11), 1658–1665. http://doi.org/10.1007/s11367-016-1198-2

Vigon, B. W., Tolle, D. A., Cornaby, B. W., Latham, H. C., Harrison, C. L., Boguski, T. L., … Sellers, J. D. (1993a). *Life-cycle Assessment: Inventory Guidelines and Principles*. (USEPA

Office of Research and Development, Ed.) (EPA/600/R-). Washington, DC20460.

Vigon, B. W., Tolle, D. A., Cornaby, B. W., Latham, H. C., Harrison, C. L., Boguski, T. L., … Sellers, J. D. (1993b). LIFE-CYCLE ASSESSMENT: INVENTORY GUIDELINES AND PRINCIPLES.

Vionnet, S., Lessard, L., Offutt, A., Levova, T., & Humbert, S. (2012). Quantis water database—technical report Quantis International. Lausanne.

Wang, L., Templer, R., & Murphy, R. J. (2012). Environmental sustainability of bioethanol production from waste papers: sensitivity to the system boundary. *Energy & Environmental Science*, *5*, 8281. http://doi.org/10.1039/c2ee21550k

Wardekker, J. A., van der Sluijs, J. P., Janssen, P. H. M., Kloprogge, P., & Petersen, A. C. (2008). Uncertainty communication in environmental assessments: views from the Dutch science-policy interface. *Environmental Science & Policy*, *11*(7), 627–641. http://doi.org/10.1016/j.envsci.2008.05.005

Wei, W., Larrey-Lassalle, P., Faure, T., Dumoulin, N., Roux, P., & Mathias, J.-D. (2015). How to Conduct a Proper Sensitivity Analysis in Life Cycle Assessment: Taking into Account Correlations within LCI Data and Interactions within the LCA Calculation Model. *Environmental Science & Technology*, *49*, 377–385. http://doi.org/10.1021/es502128k

Weidema, B. (2003). *Market information in life cycle assessment*. Retrieved from http://www.norlca.org/resources/780.pdf

Weidema, B. (2005). *Geographical, Technological and Temporal Delimitations in LCA. UMIP 2003 method.* Danish Ministry of the Environment. Retrieved from http://www2.mst.dk/Udgiv/Publications/2004/87-7614-305-8/pdf/87-7614-306-6.PDF

Weidema, B. P., Ekvall, T., & Heijungs, R. (2009). Guidelines for application of deepened and broadened LCA. In *Guidelines for applications of deepened and broadened LCA. Deliverable D18 of work package 5 of the CALCAS project* (p. 49).

Weidema, B. P., Frees, N., & Nielsen, A.-M. (1999). Marginal production technologies for life cycle inventories. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *4*(1), 48–56. http://doi.org/10.1007/BF02979395

Weidema, B. P., & Wesnæs, M. S. (1996). Data quality management for life cycle inventories—an example of using data quality indicators. *Journal of Cleaner Production*, *4*(3–4), 167–174. http://doi.org/10.1016/S0959-6526(96)00043-1

Weidema B P, Bauer C, Hischier R, Mutel C, Nemecek T, Reinhard J, … Wernet G. (2012). Overview and methodology. Data quality guideline for the ecoinvent database version 3. Ecoinvent Centre. Retrieved from http://www.ecoinvent.org/fileadmin/documents/en/ecoinvent_v3_elements/01_DataQualityGuideline_FinalDraft_rev2.pdf

Wender, B. A., Prado, V., Fantke, P., Ravikumar, D., & Seager, T. P. (2017). Sensitivity-based research prioritization through stochastic characterization modeling. *The International Journal of Life Cycle Assessment*. http://doi.org/10.1007/s11367-017-1322-y

Wernet, G., Bauer, C., Steubing, B., Reinhard, J., Moreno-Ruiz, E., & Weidema, B. (2016). The ecoinvent database version 3 (part I): overview and methodology. *International Journal of Life Cycle Assessment*, *21*(9), 1218–1230. http://doi.org/10.1007/s11367-016-1087-8

Whitefoot, K. S., Grimes-Casey, H. G., Girata, C. E., Morrow, W. R., Winebrake, J. J., Keoleian, G. a., & Skerlos, S. J. (2011). Consequential Life Cycle Assessment With Market-Driven Design. *Journal of Industrial Ecology*, *15*(5), 726–742. http://doi.org/10.1111/j.1530-9290.2011.00367.x

Whittaker, C., McManus, M. C., & Hammond, G. P. (2011). Greenhouse gas reporting for biofuels: A comparison between the RED, RTFO and PAS2050 methodologies. *Energy Policy*, *39*(10), 5950–5960. http://doi.org/10.1016/j.enpol.2011.06.054

Wilcoxon, F. (1945). Individual Comparisons by Ranking Methods. *Biometrics Bulletin*, *1*(6), 80. http://doi.org/10.2307/3001968

Witcover, J., Yeh, S., & Sperling, D. (2012). Policy options to address global land use change from biofuels. *Energy Policy*, 1–12. http://doi.org/10.1016/j.enpol.2012.08.030

World Business Council for Sustainable Development (WBCSD), & World Resources Institute (WRI). (2004). Greenhouse Gas Protocol - A Corporate Accounting and Reporting Standard - Revised edition. *Greenhouse Gas Protocol*. http://doi.org/10.1196/annals.1439.003

World Business Council for Sustainable Development (WBCSD), & World Resources Institute

(WRI). (2011). Greenhouse Gas Protocol - Corporate Value Chain (Scope 3) Accounting and Reporting Standard.

Xu, C., & Gertner, G. Z. (2008). Uncertainty and sensitivity analysis for models with correlated parameters. *Reliability Engineering and System Safety*, *93*(10), 1563–1573. http://doi.org/10.1016/j.ress.2007.06.003

Yang, Y. (2015). Toward a more accurate regionalized life cycle inventory. *Journal of Cleaner Production*, *112*, 308–315. http://doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.08.091

Yang, Y. (2016). Two sides of the same coin: consequential life cycle assessment based on the attributional framework. *Journal of Cleaner Production*, *127*, 274–281. http://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.03.089

Yang, Y., Tao, M., & Suh, S. (2017). Geographic variability of agriculture requires sector-specific uncertainty characterization. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, (Guinée 2001). http://doi.org/10.1007/s11367-017-1388-6

Yi, I., Itsubo, N., Inaba, A., & Matsumoto, K. (2007). Development of the interregional I/O based LCA method considering region-specifics of indirect effects in regional evaluation. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *12*(6), 353–364. http://doi.org/10.1065/lca2007.06.339

Zamagni, A., Guinée, J., Heijungs, R., Masoni, P., & Raggi, A. (2012). Lights and shadows in consequential LCA. *The International Journal of Life Cycle Assessment*, *17*(7), 904–918. http://doi.org/10.1007/s11367-012-0423-x

ANNEXE A MATÉRIEL COMPLÉMENTAIRE DE LA REVUE DE LITÉRATURE

Tableau annexe A.1 Caractéristiques des études ACV-C appliquées aux secteurs des transports et de l'énergie publiées à partir de 2011

Année	Secteur	Objet du changement évalué	Méthode pour identifier processus affectés	Évaluation d'impacts autre que changement climatique	Traitement de l'incertitude	Référence
2007	Énergie	Chaleur	Modèle PEM	Oui	Analyse de sensibilité par scénarios	(Eriksson, Finnveden, Ekvall, & Björklund, 2007)
2008	Énergie	Électricité éolien offshore	Modèle PEM	Non	Non	(Pehnt, Oeser, & Swider, 2008)
2008	Biocarburant	Éthanol	Expansion des frontières du système + contraintes de disponibilité biomasse	Oui	Non	(Hedegaard, Thyø, & Wenzel, 2008)
2009	Biocarburant	Biodiesel	Méthode descriptive causale	Oui	Analyse de sensibilité sur des paramètres	(J. Reinhard & Zah, 2009)
2009	Biocarburant	Éthanol	Méthode descriptive causale	Oui	Analyse de sensibilité sur des paramètres	(Silalertruksa, Gheewala, & Sagisaka, 2009)
2010	Biocarburant	Éthanol	Expansion des frontières du système	Non	Analyse de sensibilité sur des paramètres	(Kaufman, Meier, Sinistore, & Reinemann, 2010)

Tableau annexe A.1 Caractéristiques des études ACV-C appliquées aux secteurs des transports et de l'énergie publiées à partir de 2011 (suite)

2010	**Énergie**	**Électricité**	**Modèle PEM**	**Oui**	**Non**	**(Lund, Mathiesen, Christensen, & Schmidt, 2010)**
2010	Biocarburant	Éthanol	Non précisé	Non	Non	(Abiola et al., 2010)
2010	Énergie	Valorisation du maïs	Expansion des frontières du système sans plus de précision	Non	Analyse de sensibilité par scénarios	(Lemoine et al., 2010)
2011	Transport	Véhicule conventionnel	Modèle PEM	Non	Analyse de sensibilité par scénarios	(Whitefoot et al., 2011)
2011	Biocarburant	Éthanol G2	Non précisé	Oui	Analyse de sensibilité par scénarios	(Melamu & von Blottnitz, 2011)
2011	Biocarburant	RME G1	Méthode descriptive causale	Oui	Analyse de sensibilité sur des paramètres, par scénarios et Monte Carlo	(Jürgen Reinhard & Zah, 2011)
2011	Énergie	Valorisation des résidus agricoles	Expansion des frontières du système sans plus de précision	Non	Analyse de sensibilité sur des paramètres	(Kimming et al., 2011)
2011	Biocarburant	Bioraffineries	Expansion des frontières du système sans plus de précision	Oui	Analyse de sensibilité sur des paramètres, par scénarios	(Lim & Lee, 2011)
2011	Biocarburant	Biométhane	Basé sur connaissance du secteur	Oui	Analyse de sensibilité par scénarios	(Smyth & Murphy, 2011)

Tableau annexe A.1 Caractéristiques des études ACV-C appliquées aux secteurs des transports et de l'énergie publiées à partir de 2011 (suite)

2012	**Énergie**	**Politiques publiques**	**Modèle PEM (US MARKAL Multi-Region)**	**Oui**	**Non**	**(Choi et al., 2012)**
2012	Transport	Metro	Non précisé	Oui	Non	(Chester et al., 2012)
2012	Énergie	Biogaz	Utilisation de données statistiques pour l'identification des technologies marginales	Oui	Non	(Rehl, Lansche, & Müller, 2012)
2012	Énergie	Politiques publiques	Modèle CGEM (GTAP Monde)	Oui	Analyse de sensibilité sur des paramètres et Monte Carlo	(Dandres et al., 2012)
2012	Biocarburant	Éthanol à partir de déchets papier	Expansion des frontières du système sans plus de précision	Oui	Non	(Wang, Templer, & Murphy, 2012)
2013	Biocarburant	Éthanol G3	Expansion des frontières du système sans plus de précision	Oui	Analyse de sensibilité sur choix de modélisation	(Alvarado-Morales et al., 2013)
2014	Biocarburant	Biodiesel	Méthode descriptive causale	Oui	Analyse de sensibilité sur des paramètres et Monte Carlo	(Escobar et al., 2014)
2014	Énergie	Électricité	Utilisation de scénarios prospectifs + réutilisation de résultats d'études précédentes	Oui	Analyse de sensibilité sur choix de modélisation	(Turconi, Tonini, Nielsen, Simonsen, & Astrup, 2014)
2014	Énergie	Politiques publiques	Modèle CGEM (GTAP Monde)	Oui	Analyse de sensibilité par scénarios et Monte Carlo	(Dandres et al., 2014)

Tableau annexe A.1 Caractéristiques des études ACV-C appliquées aux secteurs des transports et de l'énergie publiées à partir de 2011 (suite et fin)

2014	**Énergie**	**Biométhane**	**Modèle PEM**	**Oui**	**Analyse de sensibilité par scénarios**	**(Vázquez-Rowe et al., 2014)**
2015	Biocarburant	BtL G2	Modèle PEM (TIMES France)	Non	Analyse de sensibilité sur des paramètres, par scénarios et sur choix de modélisation	(F. M. Menten et al., 2015)
2015	Transport	Politiques publiques	Modèle basé sur le comportement des agents	Oui	Analyse de sensibilité par scénarios et sur choix de modélisation	(Florent & Enrico, 2015)
2015	Énergie	Chaleur	Méthode descriptive causale	Non	Non	(Brander, 2015)
2015	Énergie	Production d'énergie dans des fermes	Différence de scenarios basé sur connaissance du secteur	Oui	Analyse de sensibilité par scénarios	(Styles et al., 2015)
2016	Biocarburant	Impact sur l'usage des terres	Expansion des frontières du système + équation pour l'usage des terres	Non	Non	(Garraín et al., 2016)
2017	Biocarburant	Plusieurs biocarburants	Méthode descriptive causale	Non	Non	(Prapaspongsa & Gheewala, 2017)
2017	Biocarburant	Production nationale de biodiesel	Méthode descriptive causale	Oui	Analyse de sensibilité par scénarios	(Prapaspongsa et al., 2017)
2017	Énergie	Électricité	Modèle CGEM	Oui	Analyse d'incertitude	(Pehl et al., 2017)

ANNEXE B MATÉRIEL SUPPLÉMENTAIRE PUBLIÉ AVEC LE CHAPITRE 4

Consulted references

Reference list for recommendations in the literature: (European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010a, 2010b, 2010c, 2011; European Commission et al., 2012; European Parliament, 2009; Ingwersen & Subramanian, 2013; International Organization for Standardization (ISO), 2014, 2006a, 2006b; Margni, Gloria, & Bare, 2008; Sonnemann & Vigon, 2011; B. Weidema, 2005; Whittaker, McManus, & Hammond, 2011; World Business Council for Sustainable Development (WBCSD) & World Resources Institute (WRI), 2011)

Reference list for selected approaches: (Bellekom et al., 2006; Beloin-Saint-Pierre, 2012; Bjorklund, 2002; A.-M. Boulay et al., 2015; Bourgault, 2013; Bulle et al., 2018; Chaudhary et al., 2015a; A Ciroth & Hagelüken, 2002a, 2002b; de Baan, Alkemade, et al., 2013; Fantke et al., 2015; Geyer, Stoms, et al., 2010; Heijungs, 1996, 2010; S Humbert, 2009; Humpenöder et al., 2013, 2011; Itsubo & Inaba, 2012; Keeffe et al., 2013; Kounina et al., 2012, 2014; Laurent, 2015; Lesage & Samson, 2013; Liu et al., 2014; Loiseau et al., 2012, 2013; Muller, 2015; Muller et al., 2014; C. Mutel, 2014; C. L. Mutel et al., 2013, 2012; C. L. Mutel & Hellweg, 2009; Nansai et al., 2005; Nitschelm et al., 2015; Patouillard et al., 2016, n.d.; Pfister et al., 2016; Rodríguez et al., 2014; Rodríguez & Greve, 2016; Roy et al., 2013; Steinberger et al., 2009; Urban et al., 2012; Verones et al., 2016; Wei et al., 2015; Bo Pedersen Weidema & Wesnæs, 1996; Weidema B P et al., 2012)

Additional consulted reference list for literature review: (Aissani, 2008; Azapagic et al., 2013; Bellekom et al., 2006; Beloin-Saint-Pierre, 2012; Bengtsson, Carlson, Molander, & Steen, 1998; A. Boulay et al., 2011; Bulle et al., 2018; A Ciroth & Hagelüken, 2002b; Andreas Ciroth et al., 2014; Gasol et al., 2011; Geyer, Lindner, et al., 2010; Geyer, Stoms, et al., 2010; Humpenöder et al., 2013, 2011; Itsubo & Inaba, 2012; Keeffe et al., 2013; Liu et al., 2014; Marchand, 2013; Milà I Canals et al., 2011; C. Mutel, 2014; C. L. Mutel et al., 2013, 2012; C. L. Mutel & Hellweg, 2009; Nansai et al., 2005; J Potting & Hauschild, 2005; Recchioni et al., 2012; Roches et al., 2010;

Rodríguez et al., 2014; Steinberger et al., 2009; UNEP/SETAC Life Cycle Initiative, 2016; Urban et al., 2012; Weidema B P et al., 2012; Yi, Itsubo, Inaba, & Matsumoto, 2007)

Recommendations on geographic representativeness requirements in LCA

Table annexe B.1 Analyzed reference list for the identification of existing recommendations

# of study	Short name	Type of document	Year	Scope	Reference
1	ISO 14040	Standard	2006	General LCA	(International Organization for Standardization (ISO), 2006a)
2	ISO 14044	Standard	2006	General LCA	(International Organization for Standardization (ISO), 2006b)
10	ISO Water footprint	Standard	2014	Water footprint	(International Organization for Standardization (ISO), 2014)
13	RED	Directive	2009	GHG emissions of biofuels in Europe	(European Parliament, 2009)
9	Weidema 2005	Recommendations	2005	Consequential LCA	(B. Weidema, 2005)
7	UNEP/SETAC LCIA practices	Recommendations	2008	LCIA methods	(Margni et al., 2008)
4	ILCD - Life cycle impact assessment framework	Recommendations	2010	LCIA methods in Europe	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010a)
5	ILCD - detailed guidance	Recommendations	2010	General LCA	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010c)
6	ILCD - LCI dataset	Recommendations	2010	LCI dataset	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010b)
14	PAS2050	Recommendations	2011	GHG emissions of products and services for internal and external communication and reporting	(Whittaker et al., 2011)
3	ILCD - Life cycle impact assessment recommendations	Recommendations	2011	LCIA methods in Europe	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2011)
8	UNEP/SETAC LCA database Shonan guidance principles	Recommendations	2011	LCI database	(Sonnemann & Vigon, 2011)
15	GHG protocol	Recommendations	2011	GHG emissions of company products for accounting and reporting	(World Business Council for Sustainable Development (WBCSD) & World Resources Institute (WRI), 2011)
11	PCR Guidance	Recommendations	2013	Environmental product declarations	(Ingwersen & Subramanian, 2013)
12	EU PEF	Recommendations	2013	Comparison of environmental performance of products	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2013)

Table annexe B.2 Overview of the main recommendations from the literature review on how to integrate the spatial dimension in LCA

G&S	Source
Set the level of geographical representativeness of LCIA methods and data quality chosen consistently with the G&S of the study and its spatial coverage.	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010c; International Organization for Standardization (ISO), 2006b)
Use the same LCIA method with the same level of spatial differentiation for each compared product.	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010c; International Organization for Standardization (ISO), 2006b)
Specify the data quality required for the geographical representativeness in the G&S and specific data should be favor instead of generic data.	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010c; International Organization for Standardization (ISO), 2006b)
No conclusion can be drawn on a site with specific characteristics because of the spatial aggregation of impacts.	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010c)
LCI	
Inventory regionalization	
Choice of the needed geographical representativeness	
Set the spatial resolution of the LCI data as the smallest geographical unit relevant depending on the G&S.	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010c)
Choice of data	
Use data specific to the geographical location for foreground processes (especially for key processes) and more aggregated data for the background processes. Specific recommendations for consequential LCA.	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010c)
Only extrapolate data from a geographical area to another if inventories are similar.	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010c)

Table annexe B.2 Overview of the main recommendations from the literature review on how to integrate the spatial dimension in LCA (cont'd)

	Model case-specific agricultural emissions or EFs related to land transformation as they are influenced by geographical variability.	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010c)
Inventory spatialization		
	Spatially differentiate EFs which impact depend on the emission location to be able to use regionalized CF.	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010c)
	ILCD discourage the spatial differentiation of EF while regionalized LCIA methods are not tested in practice.	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010c)
	Collect separately spatial information to be used later.	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010c)
	Define a hierarchy for inventory spatialization in order to know which type and level of detail of the spatial information should be reported.	(Margni et al., 2008)
	Do not aggregate inventory in the report if the LCIA method used needs EF spatialization.	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010c)
LCIA		
Choice and use of LCIA methods		
	Take into account spatial differentiation depending on the impact assessed and the G&S.	(International Organization for Standardization (ISO), 2006b)
	Use a regionalized LCIA method if it has a significant influence on the results.	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010c)
	A series of LCIA methods with CF at global level is recommended as the localisation of EF is often unknown.	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2011)

Table annexe B.2 Overview of the main recommendations from the literature review on how to integrate the spatial dimension in LCA (cont'd)

	Justify the use of other LCIA method than the recommended ones if the spatial coverage is more relevant, it reduces uncertainties, it is in accordance with the G&S.	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2011)
	Always present impact results calculated with generic CF and with regionalized CFs if relevant.	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010c)
Elaboration of LCIA methods		
	State the environmental relevance of LCIA models, especially in terms of spatial aspects.	(International Organization for Standardization (ISO), 2006b)
	Apply the parsimony principle: trade-off between simplicity and precision of the LCIA model depending on the impact and on the modeled region.	(International Organization for Standardization (ISO), 2006b)
	LCIA methods must be by default: location generic according to ILCD vs. spatially differentiated at least at the continental level according to UNEP/SETAC	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2011; Margni et al., 2008)
	Include spatial differentiation if there are big variations between CF values for an impact category (between 2 and 10 order of magnitude depending on the category uncertainty).	(Margni et al., 2008)
	Do spatial differentiation either using archetypes, or geographic differentiation, or a combination of both.	(Margni et al., 2008)
	Set the level of regionalization consistently with the studied impact.	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2011; Margni et al., 2008)
Interpretation		
	Report inconsistency that can limit study conclusions like the inadequate spatial coverage or the non-use of spatial differentiation if it could have influenced the results.	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010c; International Organization for Standardization (ISO), 2006b)

Table annexe B.2 Overview of the main recommendations from the literature review on how to integrate the spatial dimension in LCA (cont'd and end)

Perform sensitivity analysis and data quality analysis: focus efforts to enhance LCI on data with low quality and string influence on the results.	(European Commission - Joint Research Centre - Institute for Environment and Sustainability, 2010c)
Integration into LCI database	
Geographical representativeness of processes	
Describe the geographical context for each dataset.	(Sonnemann & Vigon, 2011)
Use process parametrization reflecting most relevant aspects that discriminate regions to allow process adaptation to other regions.	(Sonnemann & Vigon, 2011)
EF spatialization	
Provide needed geographical description to evaluate impact sensitive to the geographical location.	(Sonnemann & Vigon, 2011)
Report the geographical information as information on the location (coordinates, administrative regions, or continents), geographical or non-geographical conditions, or zone characteristics.	(Sonnemann & Vigon, 2011)
Report information on the soil types and uses in the past and in the present if a process leads to a high land use or land transformation.	(Sonnemann & Vigon, 2011)
LCI database developers should consider how to maintain the specificity of the geographical information even in case of process aggregation.	(Sonnemann & Vigon, 2011)
Use other type of location feature can be used (line, polygon) if a point location is not appropriate (for instance in case of transportation processes).	(Sonnemann & Vigon, 2011)

Literature review to identify approaches addressing spatial dimension in LCA

Table annexe B.3 Consulted reference list during the literature review to identify approaches

Year	Authors	Type of document	Thematic group	Reference
1996	Heijungs R	Scientific article	Methodological development	(Heijungs, 1996)
1996	Weidema BP, Wesnæs MS	Scientific article	Methodological development	(Bo Pedersen Weidema & Wesnæs, 1996)
1998	Bengtsson M, Carlson R, Molander S, Steen B	Scientific article	Methodological development	(Bengtsson et al., 1998)
2002	Bjorklund AE	Scientific article	Methodological development	(Bjorklund, 2002)
2002	Ciroth A, Hagelüken M	Scientific article	LCA case study	(A Ciroth & Hagelüken, 2002a)
2002	Ciroth A, Hagelüken M	Scientific article	LCA case study	(A Ciroth & Hagelüken, 2002b)
2005	Nansai K, Moriguchi Y, Suzuki N	Scientific article	Methodological development	(Nansai et al., 2005)
2005	Potting J, Hauschild M	Scientific article	LCIA method	(J Potting & Hauschild, 2005)
2006	Bellekom S, Potting J, Benders R	Scientific article	LCA case study	(Bellekom et al., 2006)
2007	Yi I, Itsubo N, Inaba A, Matsumoto K	Scientific article	Methodological development	(Yi et al., 2007)
2008	Aissani L	PhD thesis	Methodological development	(Aissani, 2008)
2009	Humbert S	PhD thesis	LCIA method	(S Humbert, 2009)
2009	Mutel CL, Hellweg S	Scientific article	Methodological development	(C. L. Mutel & Hellweg, 2009)
2009	Steinberger JK, Friot D, Jolliet O, Erkman S	Scientific article	LCA case study	(Steinberger et al., 2009)
2010	Geyer R, Lindner JP, Stoms DM, et al	Scientific article	LCA case study	(Geyer, Stoms, et al., 2010)
2010	Geyer R, Stoms DM, Lindner JP, et al	Scientific article	LCA case study	(Geyer, Lindner, et al., 2010)
2010	Heijungs R	Scientific article	Methodological development	(Heijungs, 2010)
2010	Roches A, Nemecek T, Gaillard G, et al	Scientific article	Methodological development	(Roches et al., 2010)
2011	Boulay A, Bulle C, Bayart J-B, et al	Scientific article	LCIA method	(A. Boulay et al., 2011)
2011	Gasol CM, Gabarrell X, Rigola M, et al	Scientific article	LCA case study	(Gasol et al., 2011)
2011	Humpenöder F, Schaldach R, Shayeghi Y, Schebek L	Scientific article	LCA case study	(Humpenöder et al., 2011)

Table annexe B.3 Consulted reference list during the literature review to identify approaches (cont'd)

2011	**Milà I Canals L, Azapagic A, Doka G, et al**	**Scientific article**	**Methodological development**	**(Milà I Canals et al., 2011)**
2012	Beloin-Saint-Pierre D	PhD thesis	Methodological development	(Beloin-Saint-Pierre, 2012)
2012	Itsubo N, Inaba A	Scientific article	LCIA method	(Itsubo & Inaba, 2012)
2012	Kounina A, Margni M, Bayart J-B, et al	Scientific article	LCIA method	(Kounina et al., 2012)
2012	Loiseau E, Junqua G, Roux P, Bellon-Maurel V	Scientific article	Methodological development	(Loiseau et al., 2012)
2012	Mutel CL, Pfister S, Hellweg S	Scientific article	Methodological development	(C. L. Mutel et al., 2012)
2012	Recchioni M, Mathieux F, Goralczyk M, Schau EM	Report	LCA database	(Recchioni et al., 2012)
2012	Urban B, Haaren C Von, Kanning H, et al	Scientific article	LCA case study	(Urban et al., 2012)
2012	Weidema B P, Bauer C, Hischier R, et al	Report	LCA database	(Weidema B P et al., 2012)
2013	Azapagic a., Chalabi Z, Fletcher T, et al	Scientific article	LCA case study	(Azapagic et al., 2013)
2013	Bourgault G	PhD thesis	Methodological development	(Bourgault, 2013)
2013	de Baan L, Alkemade R, Koellner T	Scientific article	LCIA method	(de Baan, Alkemade, et al., 2013)
2013	Humpenöder F, Schaldach R, Cikovani Y, Schebek L	Scientific article	LCA case study	(Humpenöder et al., 2013)
2013	Keeffe SO, Wochele S, Thrän D	Conference proceedings	LCA case study	(Keeffe et al., 2013)
2013	Lesage P, Samson R	Scientific article	LCA database	(Lesage & Samson, 2013)
2013	Loiseau E, Roux P, Junqua G, et al	Scientific article	Methodological development	(Loiseau et al., 2013)
2013	Marchand M	PhD thesis	Methodological development	(Marchand, 2013)
2013	Mutel CL, de Baan L, Hellweg S	Scientific article	Methodological development	(C. L. Mutel et al., 2013)
2013	Roy P-O, Deschênes L, Margni M	Scientific article	LCIA method	(Roy et al., 2013)
2014	Ciroth A, Winter S, Berlin G	Report	LCA software	(Andreas Ciroth et al., 2014)

Table annexe B.3 Consulted reference list during the literature review to identify approaches (cont'd and end)

2014	**Kounina A, Margni M, Shaked S, et al**	**Scientific article**	**LCIA method**	**(Kounina et al., 2014)**
2014	Liu KF, Hung M, Yeh P, Kuo J	Scientific article	LCA case study	(Liu et al., 2014)
2014	Muller S, Lesage P, Ciroth A, et al	Scientific article	Methodological development	(Muller et al., 2014)
2014	Mutel C	Report	LCA software	(C. Mutel, 2014)
2014	Rodríguez C, Ciroth A, Srocka M	Conference proceedings	LCA software	(Rodríguez et al., 2014)
2015	Boulay A-M, Motoshita M, Pfister S, et al	Scientific article	LCIA method	(A.-M. Boulay et al., 2015)
2015	Chaudhary A, Verones F, de Baan L, Hellweg S	Scientific article	LCIA method	(Chaudhary et al., 2015a)
2015	Fantke P, Jolliet O, Evans JS, et al	Scientific article	LCIA method	(Fantke et al., 2015)
2015	Laurent F	PhD thesis	Methodological development	(Laurent, 2015)
2015	Muller S	PhD thesis	Methodological development	(Muller, 2015)
2015	Nitschelm L, Aubin J, Corson MS, et al	Scientific article	Methodological development	(Nitschelm et al., 2015)
2015	Wei W, Larrey-Lassalle P, Faure T, et al	Scientific article	Methodological development	(Wei et al., 2015)
2016	Patouillard L, Bulle C, Margni M	Scientific article	Methodological development	(Patouillard et al., 2016)
2016	Pfister S, Vionnet S, Levova T, Humbert S	Scientific article	LCA database	(Pfister et al., 2016)
2016	Rodríguez C, Greve S	Report	LCA software	(Rodríguez & Greve, 2016)
2016	UNEP/SETAC Life Cycle Initiative	Report	LCIA method	(UNEP/SETAC Life Cycle Initiative, 2016)
2016	Verones F, Hellweg S, Azevedo LB, et al	Scientific article	LCIA method	(Verones et al., 2016)
2017	Bulle C, Margni M, Kashef-Haghighi S, et al	Scientific article	LCIA method	(Bulle et al., 2018)
2017	Patouillard L, Schencker U, Dawson D, Margni M	Scientific article	Case study	(Patouillard et al., n.d.)

Critical analysis of the selected approaches

Table annexe B.4 Five-level rating system for the three criteria

Level rating	Relevance *Is the approach relevant in respect to the approach question?*	Level of development *Is the approach sufficiently mature and robust to respond to the question?*	Level of operationalization *Is the approach easily applicable with existing tools?*
--	The approach is not relevant to address the approach question	The approach is not mature at all to respond to the question	The approach can not be applied with any existing tools
-	The approach does not address the approach question but could be adapted to address it	The approach needs more development to respond to the question	The approach can not be applied with the commonly used existing tools
+	The approach partially addresses the approach question	The approach has been developed for some case studies but need improvements to respond to the question	The approach can be applied with some of the existing tools
++	The approach addresses the approach question, but better approaches can be found	The approach is mature enough to respond to the question but could still be improved	The approach can be applied with some of the commonly used existing tools
+++	The approach fully addresses the approach question	The approach is mature to respond to the question	The approach can be applied with most of the commonly used existing tools

Table annexe B.5 Critical analysis of identified approaches from the literature

Questions	Approach definition	Reference of the identified approach	Relevance	Level of development	Level of operationalization
G&S					
Does the scope of the study refer to a territory?	Territorial LCA approach	(Laurent, 2015; Loiseau et al., 2012, 2013; Nitschelm et al., 2015)	+++	++	+
How to define the spatial requirements of the LCA study?	Description of the spatial coverage in the goal of the study or functional unit. Definition of spatially differentiated scenarios if relevant. Description of spatial needs for LCI data quality and LCIA method.	LCA case studies	+++	++	++
Is the implementation of an inventory regionalization or spatialization process necessary?	No identified approach	No reference			
How to prioritize the effort between inventory regionalization and spatialization?	No identified approach	No reference			
Inventory regionalization					
How to regionalize the inventory?	Adaptation of numerical data to better fit the spatial coverage	(Bellekom et al., 2006; A Ciroth & Hagelüken, 2002b; Lesage & Samson, 2013)	++	+++	++
	Process recontextualization	(Bellekom et al., 2006; A Ciroth & Hagelüken, 2002b; Lesage & Samson, 2013)	++	+++	++

Table annexe B.5 Critical analysis of identified approaches from the literature (cont'd)

How to evaluate the geographic representativeness of the data?	**Pedigree matrix to assess the quality of the geographic representativeness of LCI data**	**(Recchioni et al., 2012; Bo Pedersen Weidema & Wesnæs, 1996)**	++	+++	+++
	Quantification of the spatial variability of data at different spatial scales using representative datasets	(Muller, 2015; Muller et al., 2014)	+++	--	--
How should efforts be prioritized?	Expert judgement to identify parameters with geographical variability	(A Ciroth & Hagelüken, 2002a)	+(++)	+++	++
	Impact contribution analysis	(Bellekom et al., 2006; Patouillard et al., 2016)	+(++)	+++	++(+)
	Effort on land use inventory	(Geyer, Stoms, et al., 2010; Humpenöder et al., 2013, 2011; Keeffe et al., 2013; Urban et al., 2012)	+(++)	+	(+)
	Uncertainty contribution analysis	(Heijungs, 1996; Milà I Canals et al., 2011; C. L. Mutel et al., 2013; Patouillard et al., 2016; Wei et al., 2015)	+++	-	-
What should the level of detail be?	Regionalization at the country level for energy infrastructures	(Steinberger et al., 2009)	+	++	++
	Regionalization level depending on the geographical variability of each market and its influence on spatial uncertainty results	No reference	+++	+	++
	SAME approach: definition of regions where impacts are homogeneous to define the inventory resolution	(Nansai et al., 2005)	--	-	-

Table annexe B.5 Critical analysis of identified approaches from the literature (cont'd)

Inventory spatialization					
How can spatialization be carried out?	Use the geographical information from the inventory regionalization	(Bellekom et al., 2006; C. L. Mutel & Hellweg, 2009; Rodríguez & Greve, 2016; Weidema B P et al., 2012)	++	+	+
	Spatialize the EF without inventory regionalization: Description of the geographical distribution of the EF within the spatial coverage of its related process	(Patouillard et al., n.d.)	+++	++	+(++)
What type of spatial information should be used?	Archetype description	(Fantke et al., 2015; S Humbert, 2009)	++	+++	++
	Textual information on the geographical zone of the EF (continent, country, administrative region, etc.)	(Beloin-Saint-Pierre, 2012; Pfister et al., 2016)	+(++)	++	++
	Use of GIS to spatialize the EF	(C. Mutel, 2014; Rodríguez & Greve, 2016)	+++	+	+
How should efforts be prioritized?	Impact contribution analysis	(Patouillard et al., 2016, n.d.)	+(++)	+++	++(+)
	Uncertainty contribution analysis	(Patouillard et al., 2016, n.d.)	+++	-	-
What should the level of detail be?	SAME approach: definition of regions where impacts are homogeneous in order to define the inventory resolution	(Nansai et al., 2005)	(++)	- (+)	-(++)

Table annexe B.5 Critical analysis of identified approaches from the literature (cont'd)

Regionalized impact calculation					
How can regionalized impacts be calculated?	Modification of the matrix calculation when the spatial resolution of inventory and LCIA method are the same	(C. L. Mutel & Hellweg, 2009)	+		+
	Modification of the matrix calculation when the spatial resolution of inventory and LCIA method are different	(C. L. Mutel et al., 2012)	+(++)	+(++)	+(++)
Impact regionalization					
How impact assessment methodology can be regionalized?	Archetype based LCIA model	(S Humbert, 2009)	++	+++	+++
	Spatially differentiated approach – multi-regional model	(A.-M. Boulay et al., 2015; Chaudhary et al., 2015a; de Baan, Alkemade, et al., 2013; Kounina et al., 2012; Roy et al., 2013)	+++	+++	+++
	Spatially differentiated approach – region-specific nested model	(Kounina et al., 2014)	++	+++	+++
Which impact assessment methodology should be used?	IMPACT World+ and LC-IMPACT – spatial coverage: Global	(Bulle et al., 2018; Verones et al., 2016)	+++	+	+
	LIME 2 – spatial coverage: Japan	(Itsubo & Inaba, 2012)	++	+	-
How uncertainty related to spatial variability can be assessed?	Quantification of uncertainty due to the spatial variability for aggregated CF	(Bourgault, 2013; Bulle et al., 2018)	+++	+	+
How regionalized impact assessment methodology can be implemented?	Differentiation in the EF names	(Pfister et al., 2016)	+(++)	++	-(++)
	Geographical information handle with a GIS	(Rodríguez et al., 2014; Rodríguez & Greve, 2016)	+++	++	+

Table annexe B.5 Critical analysis of identified approaches from the literature (cont'd and end)

Interpretation					
How should the impacts be visualized?	Results integrated over space (none regionalized results)	All LCA software	++	+++	+++
	Maps showing impacts depending on the EF geographical origin	(Rodríguez et al., 2014; Rodríguez & Greve, 2016)	+++	++	++
	Maps showing resulting impact location	(Liu et al., 2014)	+++	-	--
How should sensitivity analyses be carried out in regionalized LCA?	Perturbation analysis	(Bjorklund, 2002; Heijungs, 1996, 2010)	-	++	+
	Two-step approach: elementary effects method and contribution to variance	(C. L. Mutel et al., 2013)	+++	+	--

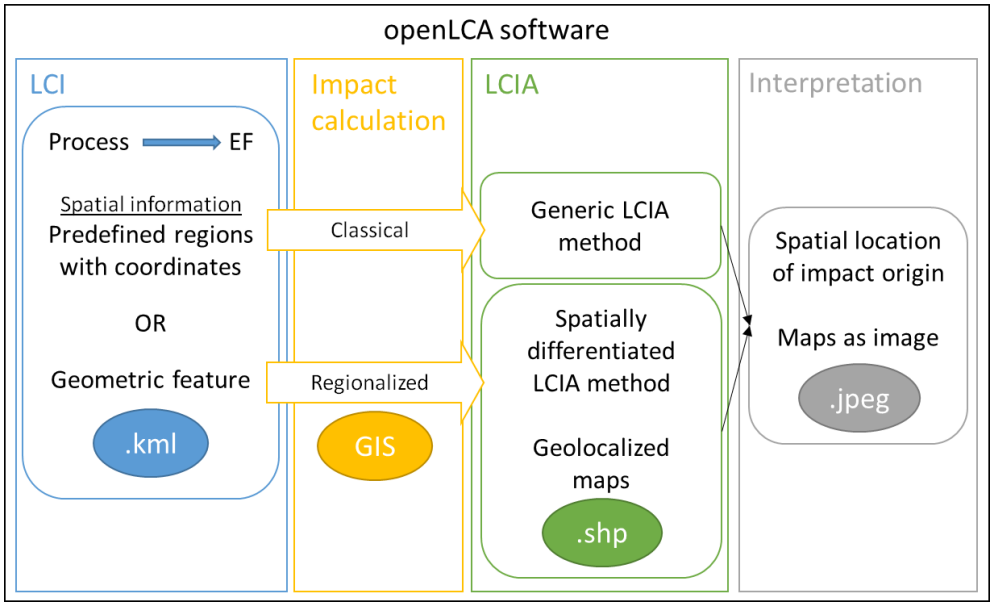


Figure annexe B.1 Spatial dimension integration in openLCA software

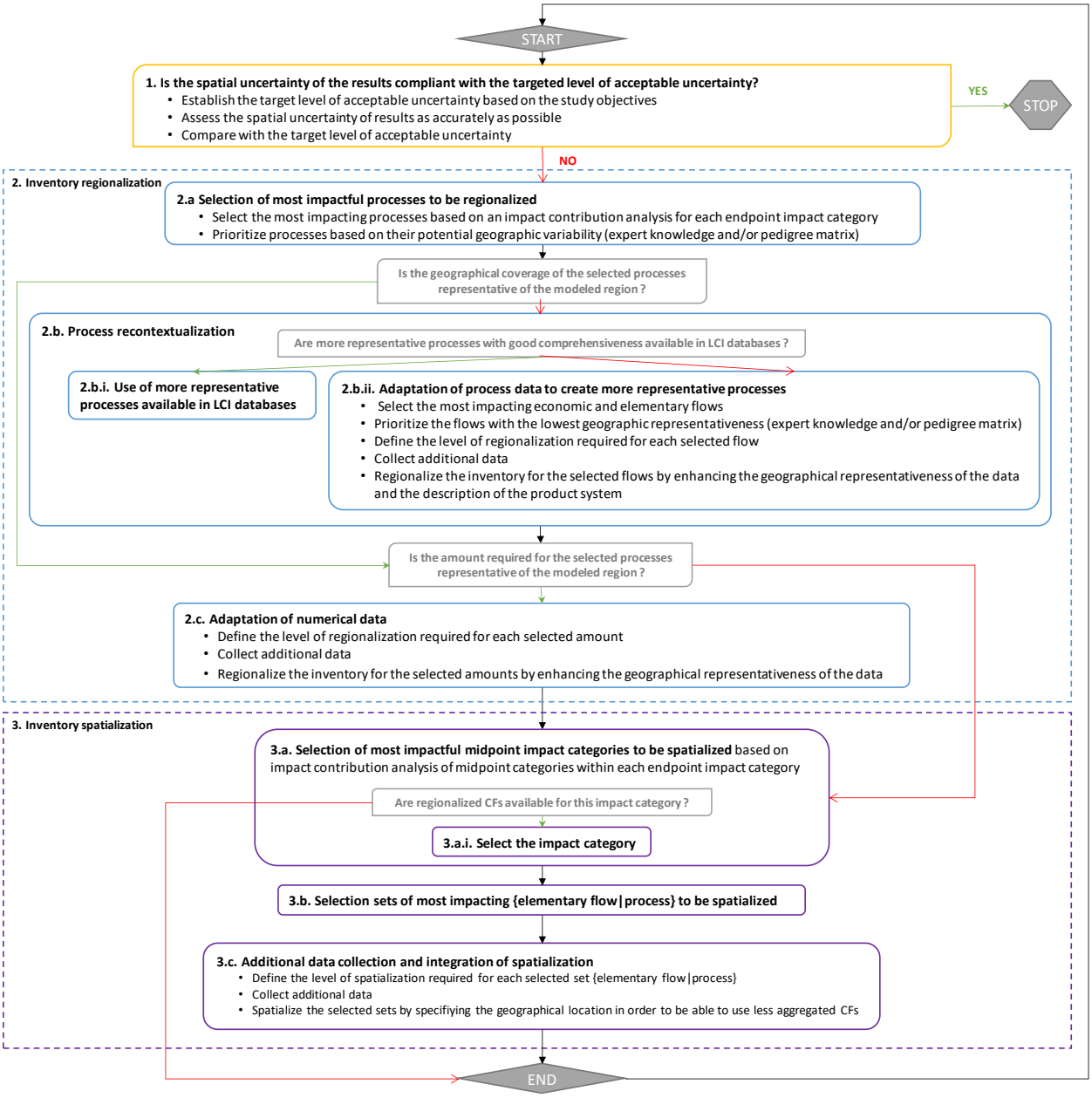


Figure annexe B.2 Detailed logic diagram for the operational implementation of inventory regionalization and spatialization in LCA by practitioners. Red arrows correspond to “no” answers and green arrows to “yes” answers.

(Abbreviations: LCI: life cycle inventory, CF: characterization factor)

Table annexe B.6 Recommendations for the short- and long-term integration of spatial dimension into LCA for questions related to G&S and inventory regionalization

Questions	Short-term recommendations	Long-term recommendations
G&S		
Does the scope of the study refer to a territory?	For practitioners: Use a territorial LCA approach	
How can the spatial requirements of the LCA study be defined?	For practitioners: Always specify the spatial coverage in the functional unit. Specify and justify the spatial requirements for LCI data quality and for LCIA methodology selection.	
Is the implementation of an inventory regionalization or spatialization process necessary?	For practitioners: In the G&S, define the acceptable level of uncertainty. This may be qualitative. An acceptable level of uncertainty should be discussed with the study commissioner. The spatial uncertainty of preliminary LCA results should be assessed, at least qualitatively, based on expert knowledge. The level of uncertainty should be compared to the acceptable level of uncertainty to determine whether there is a need for inventory regionalization or spatialization. There should be special focus on studies supporting decisions that are sensitive for public policies, studies disclosed to the public, addressing international supply chain and consequential LCAs.	For research: Develop systematic and operational guidelines to assess the interest of regionalization in a specific case study.
How can the inventory regionalization and spatialization efforts be prioritized?	For practitioners: Inventory regionalization and spatialization should be carried out in parallel whenever relevant to the study results. However, inventory regionalization minimizes the efforts required during spatialization since spatial information may have already been collected.	For research: Develop systematic and operational guidelines to prioritize inventory regionalization and spatialization efforts.
Inventory regionalization		
How can the inventory be regionalized?	For practitioners: Both process recontextualization and the adaptation of numerical data should be carried out to regionalize the inventory. Recontextualization must be carried out as a priority if the geographical coverage of the selected processes is not representative of the modeled region. Regionalization will be less time consuming than anticipated from the onset.	For DB developers: Set out regionalized datasets that are representative of all regions of the world, including emerging countries when they are important to the global market. Regionalization will then be less time consuming for practitioners.

Table annexe B.6 Recommendations for the short- and long-term integration of spatial dimension into LCA for questions related to G&S and inventory regionalization (cont'd and end)

How can the geographic representativeness of the data be evaluated?	**For practitioners: Despite certain theoretical biases, the pedigree matrix remains the most operational method to assess the geographic representativeness of data. The spatial uncertainty associated with the most impactful economic flows and EFs of the processes can, therefore, be evaluated to prioritize inventory regionalization over lesser quality data.**	**For DB developers: Continue the efforts to associate a pedigree matrix to each economic flow. For research: Provide uncertainty conversion factor sets for the pedigree matrix for each type of process.**
How should efforts be prioritized?	For practitioners: Whenever accessible, the most detailed data should be used, regardless of the processes. A contribution analysis to the damage score should be performed to identify processes that should be regionalized in priority. Only the most impacting processes with the highest spatial variability are selected for regionalization. Evaluating spatial uncertainty is only possible using the pedigree matrix or expert knowledge. There should be special focus on energy production and consumption, transport, agriculture-related, land use and waste management processes, since they may be affected by geographic variability from one region to the next. The inventory regionalization effort (i.e. the number of processes to be regionalized) shall be aligned with the goal of the LCA study and data availability. The International reference Life Cycle Data system (ILCD) recommends that priority is given to the regionalization of foreground data. Electric grid mix regionalization is relatively straightforward to apply and often yields significant benefits.	For practitioners: Select the processes to be regionalized by considering their sensitivity to the results and their spatial uncertainty. For LCA software developers: Set out software that can compute LCA calculations in a probabilistic manner so as to be able to carry out contribution analyses that account for data uncertainty. The approach developed by Heijungs (1996) would then be directly operational. For research: Develop a method to give priority to more systematic inventory regionalization efforts based on the study objectives, decision-making context, studied sector and available means.
What should the level of detail be?	For practitioners: Theoretically, the level of detail required to regionalize the inventory depends on the type of processes and the effort that practitioners are able to invest. Practitioners must, therefore, analyze each process individually and determine the level of detail required based on expert knowledge and available data. The ILCD recommends regionalizing data based on economic market limits.	For research: Develop guidelines that provide a relevant level of regionalization for each process type.

Table annexe B.7 Recommendations for the short- and long-term integration of spatial dimension into LCA for questions related to inventory spatialization

Questions	Short-term recommendations	Long-term recommendations
Inventory spatialization		
How can spatialization be carried out?	For the practitioner: Flow spatialization essentially depends on acceptable level of uncertainty of the study set in the G&S and the practitioner's level of expertise. A practitioner with GIS experience may rely on spatialization if the study requires a high level of spatial detail. For less fine spatialization, the geographic coverage of the processes resulting from the inventory regionalization may be used as a spatial information to spatialize to related EFs. If a higher level of spatial detail is needed, EFs could be spatialized case by case using proxies to describe their spatial distribution. However, this step can be time-consuming and may be limited by access to data. The least time-consuming recommendation for practitioners is to use CFs that have already been aggregated by LCIA methodology developers and for which the practitioner has the information (continent, country). For LCIA methodology developers: Set out aggregated CFs by clearly specifying the aggregation proxies and provide the uncertainty related to the spatial variability of the CFs. For LCA software developers: Facilitate flow spatialization by, for example, making it possible to automatically apply the geographic scope of a process to related EF.	

Table annexe B.7 Recommendations for the short- and long-term integration of spatial dimension into LCA for questions related to inventory spatialization (cont'd)

What type of spatial information should be used?	For the practitioner: The type of spatial information of spatialized EF depends on the studied impact categories and the level of aggregation of the CF depending on the LCIA methodology. SimaPro or GaBi should only be used for studies that require little flow spatialization or spatialization at a relatively low aggregated level. openLCA or Brightway should be used for studies that require the spatialization of many flows or spatialization at higher resolution. For LCIA methodology developers: The type of information provided for native resolutions should describe the geographic variability of the CFs for a given impact category. Developers should also consider the level of geographic information that is accessible to practitioners (which is often the country level) to develop regionalized CFs or the aggregate CF at a useful level. For example, aggregation of CF at country level is more practical for a practitioner because inventory data are more likely available for this spatial resolution.	For LCA software developers: Set out software that can simply and coherently support different types of spatial information
How should efforts be prioritized?	For practitioners: Selecting the impact categories for which the EF must be spatialized should be based on a contribution analysis of midpoint impacts to damage. For IMPACT World+, the regionalized impact categories are land use impacts on biodiversity, water use impacts, terrestrial acidification, aquatic acidification (freshwater), aquatic eutrophication, marine eutrophication, carcinogenic effects (short and long term), non-carcinogenic effects (short and long term) and respiratory effects (inorganic). The EFs to be spatialized are associated with the most contributing processes to the impact score. The inventory spatialization effort (i.e. the number of EFs to be spatialized) must reflect the study quality requirements set out by the commissioner of the study and data availability.	For practitioners: Select the EF that must be spatialized by systematically considering their influence on the results and spatial uncertainty. For LCA software developers: Set out software that can compute LCA calculations in a probabilistic manner to carry out contribution analyses that account for data-related uncertainty. For research: Develop a systematic guidance to assign the priority based on the study objectives, decision-making context, studied sector and available means.

Table annexe B.7 Recommendations for the short- and long-term integration of spatial dimension into LCA for questions related to inventory spatialization (cont'd and end)

What should the level of detail be?	For the practitioner: The level of detail is driven by the objectives of the LCA and a trade-off between time spent and gains in terms of relevance. It is impossible to recommend a specific level of detail. The choice is part of an iterative approach.	For research: Propose a systematic methodology able to identify the level of detail that is the most suited to the study objectives, decision-making context, studied sector and available means.
How should sensitivity analyses be carried out in regionalized LCA?	For practitioners: The use of expert knowledge remains the most operational approach to determine impact categories and processes on which sensitivity analyses should be carried out.	For research and LCA software developers: Set out a simplified tool to easily carry out global sensitivity analyses for regionalized LCA.

Table annexe B.8 Recommendations for the short- and long-term integration of spatial dimension into LCA for questions related to regionalized impact calculation and impact regionalization

Questions	Short-term recommendations	Long-term recommendations
Regionalized impact calculation		
How can regionalized impacts be calculated?	For practitioners: SimaPro and GaBi may be used to calculate regionalized LCA. In order to facilitate the work of the practitioner, DB and LCIA method developers must predefine the different spatialization scales of the EF. For LCIA method developers: Predefine spatialized EF in SimaPro and GaBi. For DB developers: Integrate spatialized EFs in datasets.	For practitioners: Perform regionalized LCA calculations by accounting for the uncertainty of EF localization. The uncertainty of aggregated CF accounts for the spatial variability of an approximate or unknown location, which is not easily modified by the practitioner. For software developers: Integrate user-friendly functionalities in LCA software in order to manage localization uncertainty and discrepancies in spatial resolution differences between the inventory and automatically spatialize process-related emissions during regionalization.
Impact regionalization		
How can impact assessment methodology be regionalized?	For LCIA method developers: Archetypes are relevant when the variability is driven by very few parameters that can be readily identifiable by LCA practitioners. Otherwise, a spatially differentiated LCIA model would be more relevant. If using multi-regional model, maps of native CFs should be provided and aggregated CFs should be calculated. The uncertainty related to spatial variability should be provided for aggregated CFs.	

Table annexe B.8 Recommendations for the short- and long-term integration of spatial dimension into LCA for questions related to regionalized impact calculation and impact regionalization (cont'd and end)

Which impact assessment methodology should be used?	For practitioners: Select the LCIA methodology with a geographic scope that is aligned with the goal of the study and opt for regionalized impact assessment methodologies whenever possible. The use of regionalized CFs at the native scale should only occur in response to a specific need in light of the additional spatialization effort that is required. It is best to apply continent- and country-level aggregated CFs whenever possible. For LCIA method developers: Set out CFs that are aggregated at relevant levels in light of the information that an LCA practitioner could gather. Provide detailed documentation on the impact assessment methodologies, specifically indicating the aggregation proxies that are used. Highlight the area of validity of the CFs that are developed in order to limit irrelevant uses.	For practitioners: Integrate the uncertainty associated with the CFs when calculating results uncertainty. For LCIA method developers: Systematically set out CFs and their related uncertainty; make it possible to parameterize the CFs to best adapt them to the context of the study when required by the practitioner. For LCA software developers: Set out software to calculate uncertainty that integrates CF uncertainty and parameterization.
How can uncertainty related to spatial variability be assessed?	For LCIA method developers: All the new regionalized LCIA method should document the spatial variability of the aggregated CFs, as already done, for instance, by the IMPACT World+ methodology. For practitioners: Information on spatial variability should be used, at least qualitatively, to be able to provide an expert judgment on the relevance of further spatialization.	For LCIA method developers: All the new regionalized LCIA method should systematically quantify the spatial variability of CFs. For LCA software developers: Set out software to calculate uncertainty that integrates CF uncertainty.
How can a regionalized impact assessment method be implemented?	For LCA software developers: Implementation using GIS is recommended if LCIA method developers provide maps of their regionalized CFs.	

Table annexe B.9 Recommendations for the short- and long-term integration of spatial dimension into LCA for questions related to interpretation

Questions	Short-term recommendations	Long-term recommendations
Interpretation		
How should the impacts be visualized?	For practitioners: If the study does not require specific information on impact localization, an interpretation of impacts aggregated at the global level remains relevant so as not to increase the practitioner's workload. However, the use of software such as openLCA, which makes it possible to visualize impact origins on a map, can provide a new dimension to the interpretation, increase relevance and provide new opportunities, specifically with regards to strategic implementation choices or more targeted actions.	For LCIA method and LCA software developers: Set out software to visualize the original and final locations of the impacts on a map.
How should sensitivity analyses be carried out in regionalized LCA?	For practitioners: The use of expert knowledge remains the most operational approach to determine impact categories and processes on which sensitivity analyses should be carried out.	For research and LCA software developers: Set out a simplified tool to easily carry out global sensitivity analyses for regionalized LCA.

ANNEXE C MATÉRIEL SUPPLÉMENTAIRE PUBLIÉ AVEC LE CHAPITRE 5

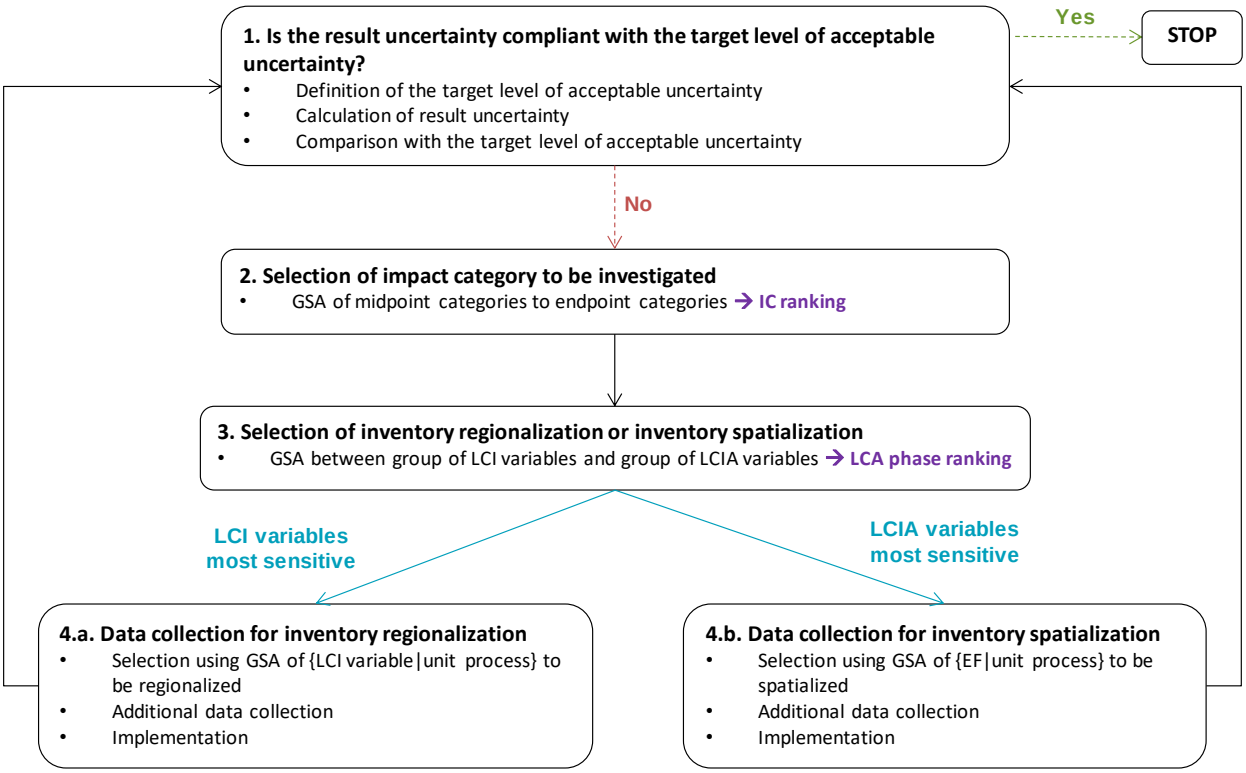


Figure annexe C.1 Methodology to prioritize the regionalization effort in LCA for one product system. EF: elementary flow; GSA: global sensitivity analysis, IC: impact category.

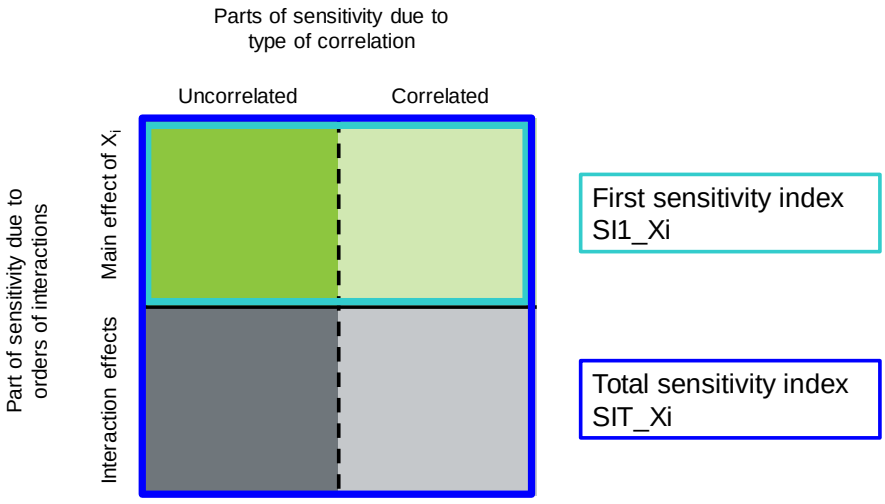


Figure annexe C.2 Decomposition of first sensitivity index and total sensitivity index for one variable Xi into parts due to orders of interactions between variables and due to type of correlation between variables.

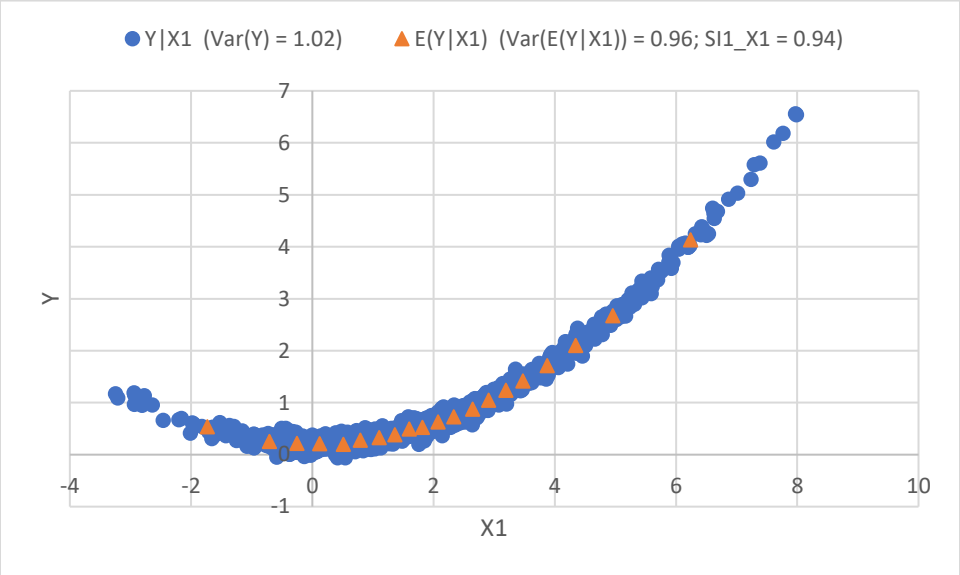


Figure annexe C.3 Scatter plots used for the estimation of first sensitivity index (SI1) for $\boldsymbol{Y = 0.1 * X1^2 + 0.1 * X2}$ with $\boldsymbol{X1 \sim Normal(2,2) and\ X2 \sim Normal(2,1)}$. Orange triangle represents the smoothed curve.

The figure above provides an example of the estimation of the first-order sensitivity indices for a simple model with 2 input variables following two different probability distributions. In this example, the estimated value for $SI1_{X_1}$ is higher than the estimated value for $SI1_{X_2}$, therefore X_1 is identified as the most sensitive variable for this model.

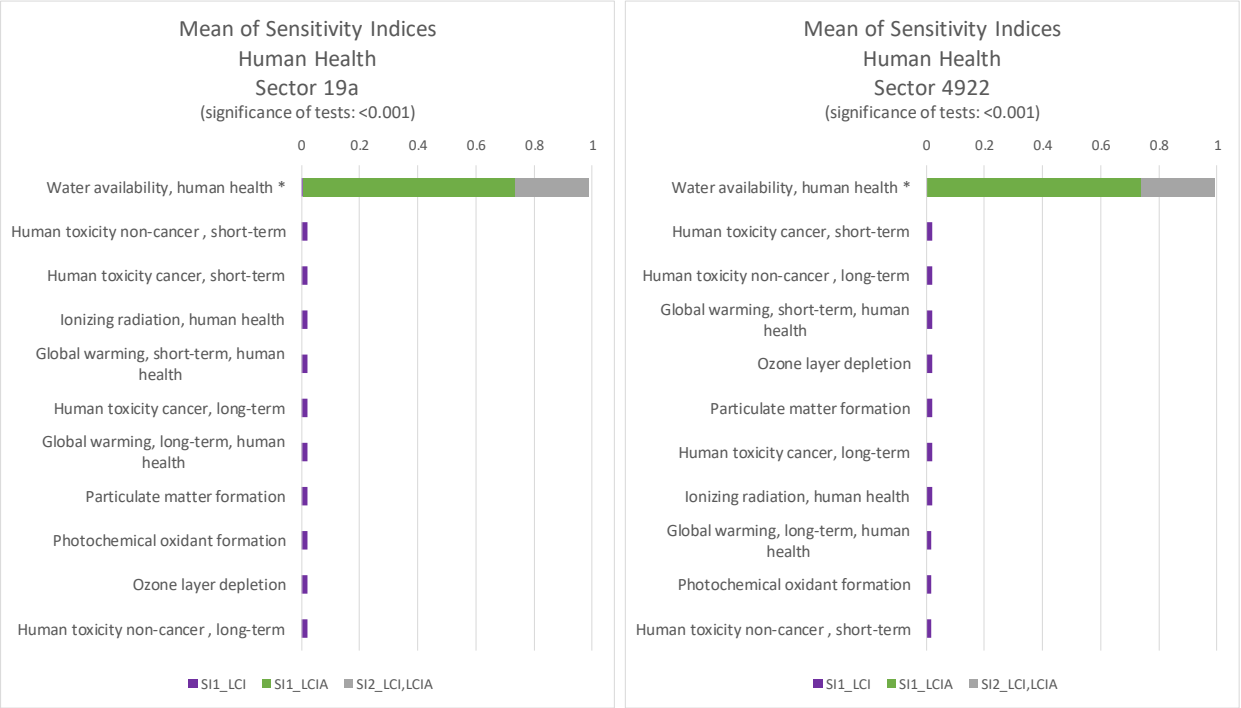


Figure annexe C.4 Mean values of all product systems across the biofuel production sector (left) and the passenger land transport sector (right) of the first-order sensitivity index from the "IC ranking" model for each midpoint ICs pertaining to for HH endpoint. Stacked portions in the histograms represent the contribution of mean values of all product systems across the sector of sensitivity indices from the "LCA phase ranking" model: SI1_LCI: first-order sensitivity index for LCI variables; SI1_LCIA: first-order sensitivity index for LCIA variables; SI2_LCI,LCIA: second-order sensitivity index due to the interactions between SI1_LCI: first-order sensitivity index for LCI and LCIA variables. Regionalized ICs are identified with the symbol (*).

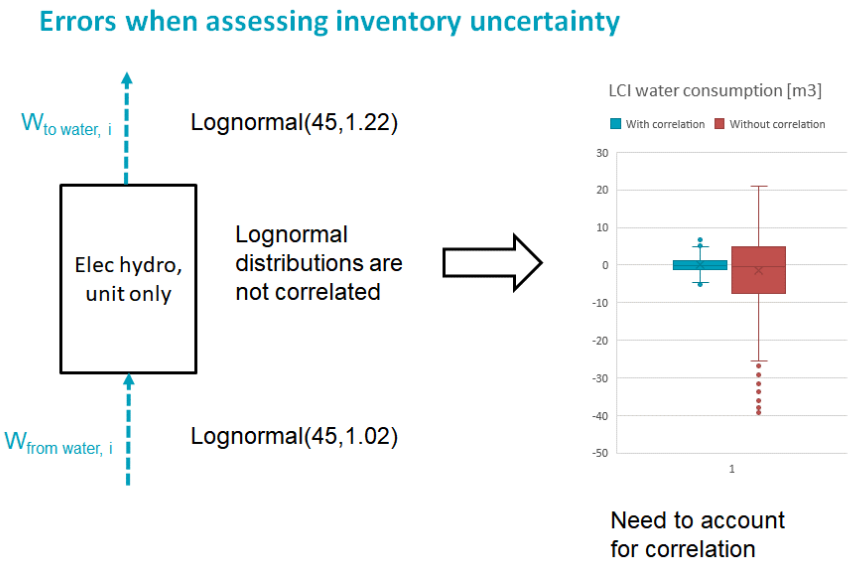
Preserve the physical correlation in LCI for lognormal flows

1. Addressed issue

1.1. Issue to be addressed

Mass conservation in a unit process is not respected between input and output water flows when perform an uncertainty analysis, as Monte Carlo analysis. In the same way, the quantity of land transformation elementary flows (from/to) in a unit process are not balanced when each amount is independently sampled.

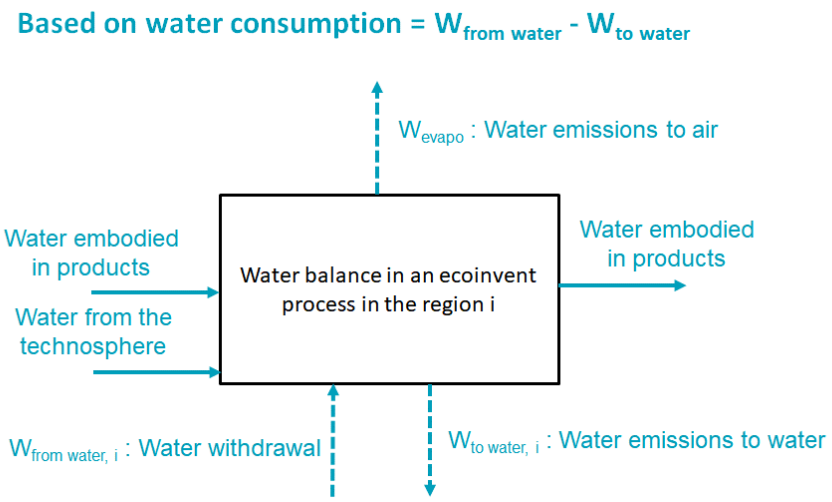
In both cases, the physical correlation between input and output flows should be taken into account in order to properly characterize the associated impacts.



1.2. Water elementary flows in ecoinvent

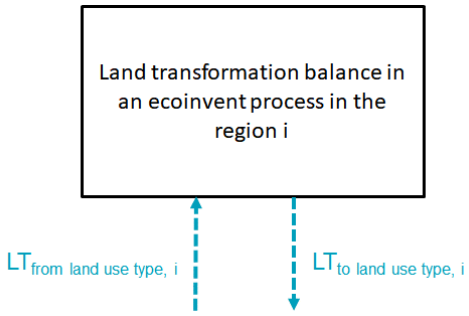
The characterized quantity for water use indicators is often based on water consumption.

W: water elementary flow quantity.



1.3. Land transformation elementary flows in ecoinvent

Land transformation, from land use type = input flow; Land transformation, to land use type = output flow.



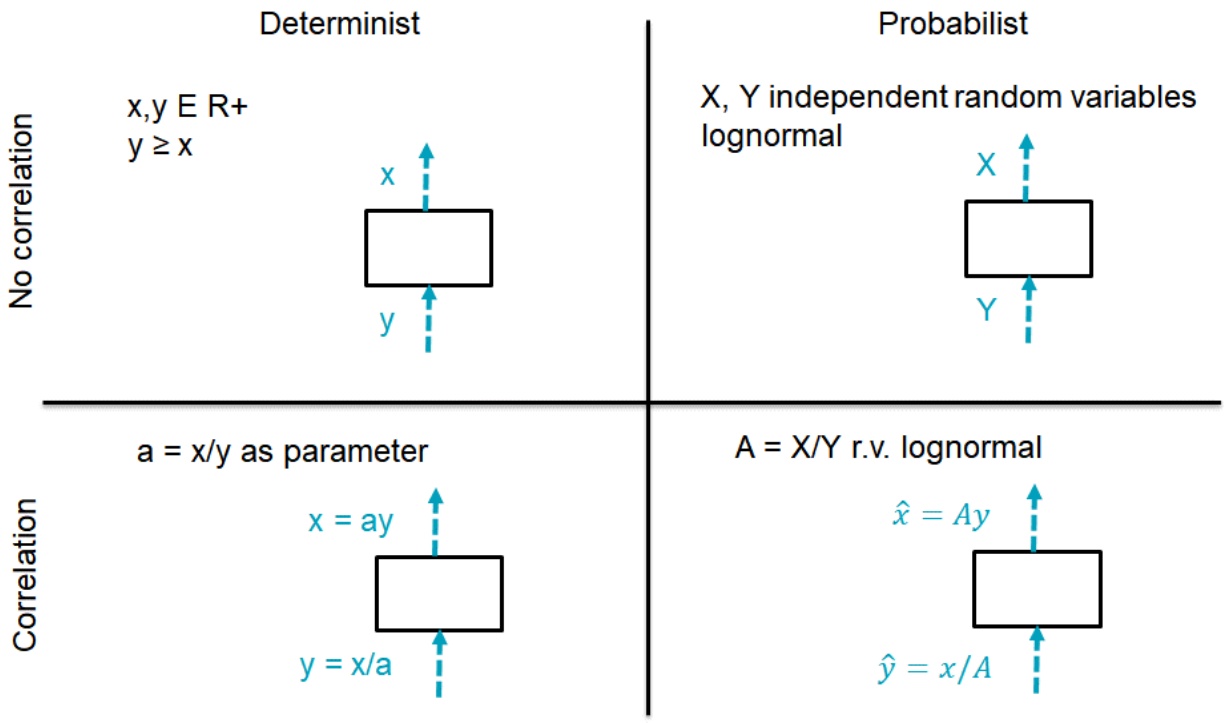
1.4. Purpose of the method

The proposed method allows to preserve physical correlation, like mass conservation, between uncertain input and output flows within a unit process when performing an uncertainty analysis.

It only applies to input and output flows that are represented as random variables and if the distribution used to describe the uncertainty of the flow quantity is a log-normal distribution. It has been developed in the ecoinvent database framework.

2. Method to account for physical correlation between input and output flows during uncertainty analysis

2.1. Method for one input and one output


Determinist
Probabilist
No correlation
x,y E R+
y ≥ x
x
y
X, Y independent random variables
lognormal
X
Y
Correlation
a = x/y as parameter
x = ay
y = x/a
A = X/Y r.v. lognormal
$\hat{x} = Ay$
$\hat{y} = x/A$

2.1.1. Distribution parameters of the ratio of two lognormal distributions

$X \sim LogN(\mu_X; \sigma_X) \rightarrow\ Log(X) \sim N(\mu_X; \sigma_X)$
$Y \sim LogN(\mu_Y; \sigma_Y) \rightarrow Log(Y) \sim N(\mu_Y; \sigma_Y)$
$Log\left(\frac{X}{Y}\right) = Log(X) - Log(Y) = Z$

The difference of normal distributions is a normal distribution.
$Z \sim N(\mu_z; \sigma_z)$ with $\mu_Z = \mu_X - \mu_Y$ and $\sigma_Z = \sqrt{\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 - 2 * \sigma_{XY}}$

$\frac{X}{Y} = e^Z \sim LogN(\mu_z; \sigma_z)$

Therefore

$$A = \frac{\mathrm{X}}{\mathrm{Y}} \sim LogN(\mu_A; \sigma_A)$$

With

$$\mu_A = \mu_X - \mu_Y$$
$$\sigma_A = \sqrt{\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 - 2 * \sigma_{XY}}$$

2.1.2. Correlation between X and Y

The correlation coefficient between two random variables is defined as

$$\rho_{XY} = \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y}$$

Particular cases:

- If X and Y are perfectly correlated → $\rho_{XY} = 1$ → $\sigma_{XY} = \sigma_X \sigma_Y$
- If X and Y are not correlated → $\rho_{XY} = 0$ → $\sigma_{XY} = 0$

Here we assume that X and Y are perfectly correlated.

2.1.3. Estimation of input and output value during an uncertainty analysis

The estimation of X and Y at each iteration during the uncertainty analysis is a three-step procedure:

- First, X should be estimated by randomly sampling a value within its distribution

$$\hat{x} \sim LogN(\mu_{\mathrm{X}}; \sigma_{\mathrm{X}})$$

- Second, A should be estimated by randomly sampling a value within its distribution with $\sigma_{XY} = \sigma_X * \sigma_Y$

$$\hat{a} \sim LogN(\mu_A; \sigma_A)$$

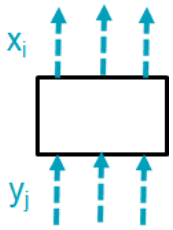
- Third, the estimation of Y should be calculated based on the following equation

$$\hat{y} = \frac{\hat{x}}{\hat{a}}$$

Particular case for A:

- If X and Y have the same distribution and perfectly correlated → $\rho_{XY} = 1$ and $\sigma_X = \sigma_Y$ → $\sigma_A = 0$ which is not a possible value for Log-N distribution → set A=1

2.2. Generalization for multiple input and output flows



2.2.1. Distribution parameters of the ratio of two lognormal distributions

$$A_{i,j} = \frac{X_i}{Y_j} \sim LogN\left(\mu_{A_{i,j}}; \sigma_{A_{i,j}}\right)$$

With

$$\mu_{A_{i,j}} = \mu_{X_i} - \mu_{Y_j}$$
$$\sigma_{A_{i,j}} = \sqrt{\sigma_{X_i}^2 + \sigma_{Y_j}^2 - 2 * \sigma_{X_i Y_j}}$$

2.2.2. Estimation of input and output values during an uncertainty analysis

The estimation of X and Y at each iteration during the uncertainty analysis is a three-step procedure:

- First, X_i should be estimated by randomly choose a value within its distribution

$$\hat{x}_i \sim LogN\left(\mu_{X_i}; \sigma_{X_i}\right)$$

- Second, $A_{i,j}$ should be estimated by randomly choose a value within its distribution with $\sigma_{X_i Y_j} = \sigma_{X_i} * \sigma_{Y_j}$

$$\hat{a}_{i,j} \sim LogN\left(\mu_{A_{i,j}}; \sigma_{A_{i,j}}\right)$$

- Third, the estimation of Y_j should be calculated based on the following equation

$$\hat{y}_j = \frac{\sum_i \hat{x}_i}{\sum_i \hat{a}_{i,j}}$$

Particular case for $A_{i,j}$:

- If X_i and Y_j have the same distribution and perfectly correlated → $\rho_{X_i Y_j} = 1$ and $\sigma_{X_i} = \sigma_{Y_j}$ → $\sigma_{A_{i,j}} = 0$ which is not a possible value for Log-N distribution → set $A_{i,j} = 1$

ANNEXE D MATÉRIEL SUPPLÉMENTAIRE PUBLIÉ AVEC LE CHAPITRE 6

Results for land occupation

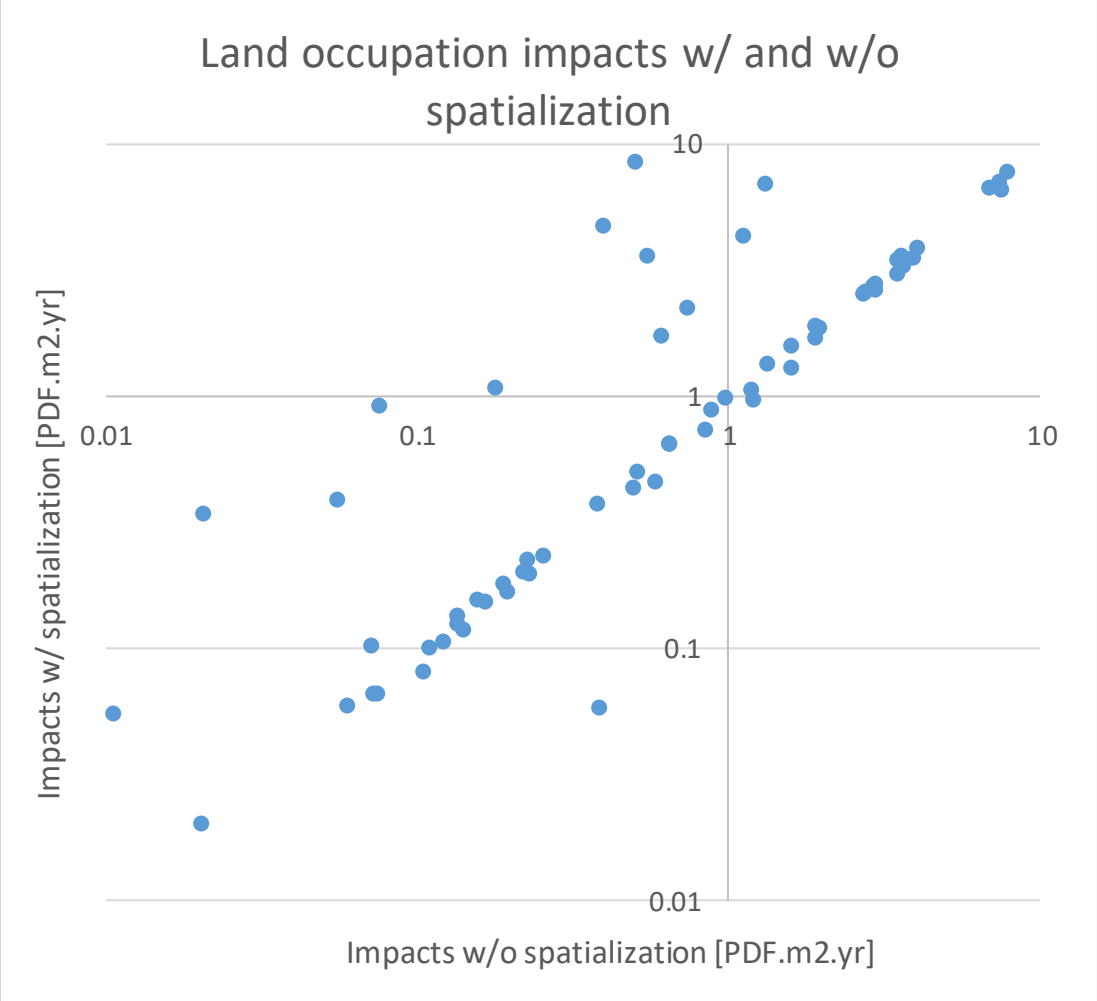


Figure annexe D.1 Scatter plot of impact scores for LCI datasets chosen for spatialization with and without regionalized CFs in PDF.m^2.yr

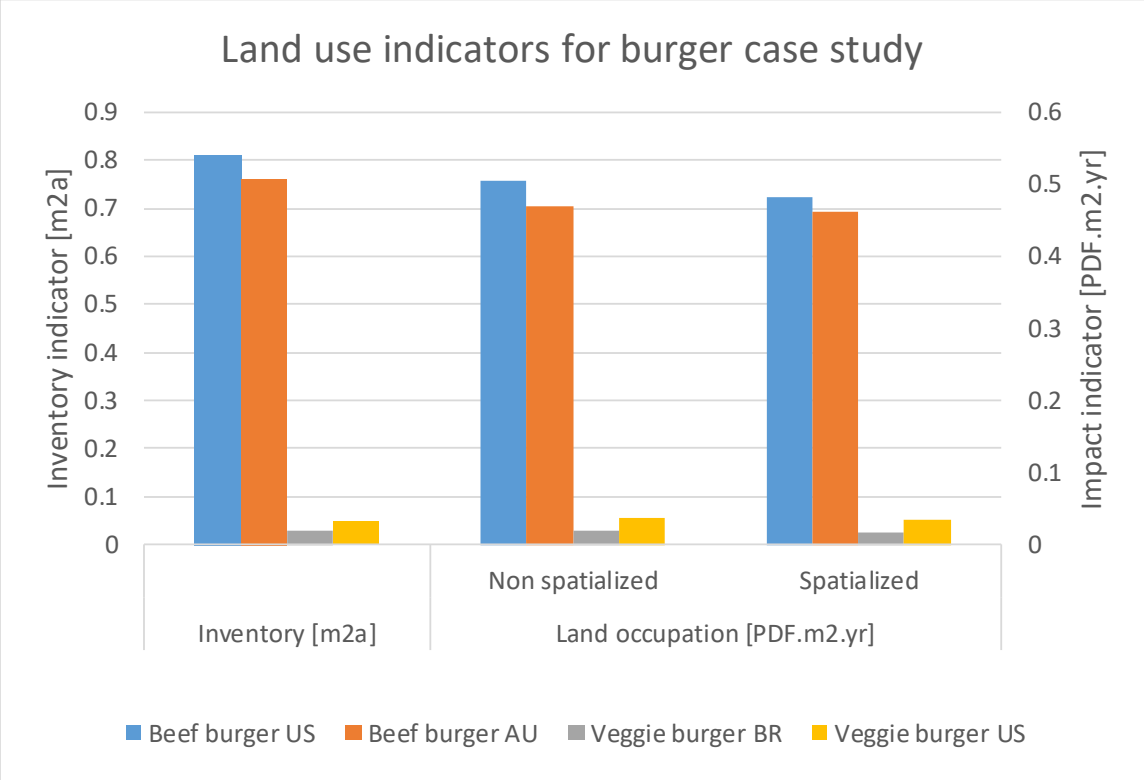


Figure annexe D.2 Land use impact scores for the burgers for inventory indicators (left Y-axis) and impact indicators (right Y-axis)

ANNEXE E MATÉRIEL SUPPLÉMENTAIRE PUBLIÉ AVEC LE CHAPITRE 7

Consequential life cycle inventory

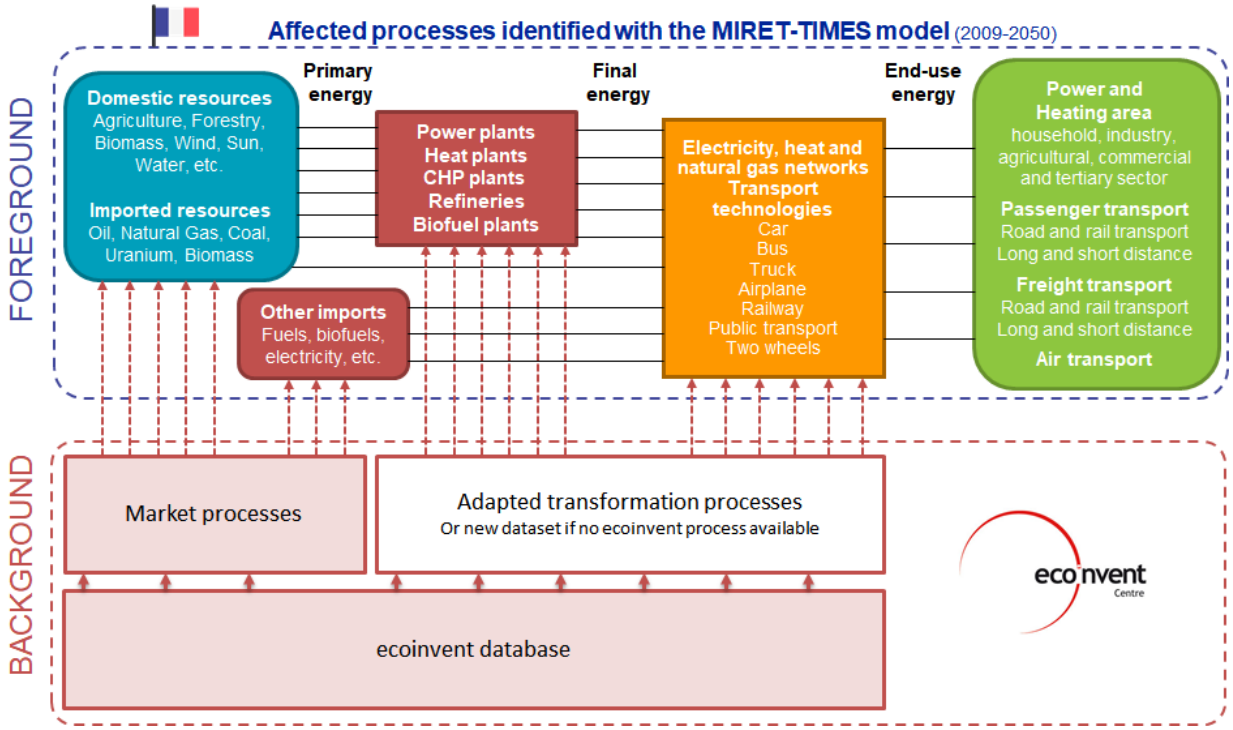


Figure annexe E.1 C-LCI with foreground with affected processes identified with a French MIRET-TIMES model and background inventory from an adapted version of the ecoinvent database.

The consequential life cycle inventory (C-LCI) is obtained thanks to the arrangement of different tools. The foreground inventory refers here to the processes affected by the decision identified thanks to an IFPEN property TIMES[3] prospective economic partial equilibrium model (Loulou et al., 2016). The background inventory refers to LCI datasets used to complete the life cycle of each affected process. The system boundaries for C-LCA include all affected processes identified with

[3] TIMES : The Integrated Markal-Efom System. MARKAL (MARket ALlocation model, (Fishbone & Abilock, 1981)) and EFOM (Van der Voort & Doni, 1984) are two bottom-up energy models which inspired the structure of TIMES.

the TIMES prospective economic partial equilibrium model results as well as their remaining life cycle not described in the model, up to the resource extraction.

Foreground and background life cycle inventory

The consequential life cycle inventory (C-LCI) is obtained thanks to the arrangement of different tools. The foreground inventory refers here to the processes affected by the decision identified thanks to a TIMES[4] prospective economic partial equilibrium model (Loulou et al., 2016). The background inventory refers to LCI datasets used to complete the life cycle of each affected process.

Foreground inventory: To model the foreground C-LCI, we use a TIMES based model, called MIRET, which represents the energy and transport sectors for France and is developed by IFP Énergies nouvelles (F. M. Menten et al., 2015). The partial equilibrium model is techno-explicit which allows minimizing the uncertainty due to the variability of technological representation of the transport and energy sectors in France (Mathiesen et al., 2009). The reference energy system of the model includes set of potential technologies to meet the exogenous trajectories for end-use energy demands (sectorial heat and electricity demands, fuel for water and rail freight transport) and for end-use energy service demands (air, rail and land transportation for passenger and freight). This set of technologies include technologies providing final energy and services (power plants, heat plants, refineries, biofuel plants, cars, airplanes, etc.) and technologies providing primary energy from domestic sources and imports (fossil resources as oil, coal and natural gas; renewables resources as biomass, wind and sun, etc.). On these trajectories of demand basis, the equilibrium is computed by maximizing total surplus in one pass for the entire set of periods. In other words, this dynamic model allows determining at each time slice which technologies will be needed to meet the demand (mobility demand, energy demand, etc.) by minimizing the total system cost under constraints (technological constraints, regulation constraints, etc.). The processes affected by the

[4] TIMES : The Integrated Markal-Efom System. MARKAL (MARket ALlocation model, (Fishbone & Abilock, 1981)) and EFOM (Van der Voort & Doni, 1984) are two bottom-up energy models which inspired the structure of TIMES.

decision to implement alternative transportation scenarios in France by 2050 are identified calculating the difference between MIRET results of two scenarios:

- A scenario « Business as usual » (BAU) which is the scenario without the implementation of the "LTE".
- A scenario « LTE » which defines the alternative transportation scenarios. It is designed on the BAU scenario with the following constraints in addition:
    - introduction of 15% of renewable energy in the transportation sector by 2030,
    - a set of constraints relative to the yearly measures proposed by the government in its PPE[5] to implement this previous LTE targets (specific incorporation rates for advanced biofuels in gasoline and diesel pools in 2018 and 2023, specific maximum contribution of conventional biofuels in transportation fuel mix, specific incorporation rates for biogas in natural gas network, a minimum number of electrified vehicles in the national passenger car fleet in 2023 and 2028).
    - a reduction of 30% of primary fossil energy consumption applied in the transportation sector by 2030.

At each time slice, the activity level of each process (how much of this process is used in the model) in the MIRET model are compared in both scenarios. The activity level of each process is then aggregated over time for the time horizon 2009 to 2050 with a linear interpolation between a selection of time slices (2009, 2015, 2019, 2025, 2030, 2050).

Adapting background inventory and linking it with the foreground: To compute the C-LCI, we link each MIRET affected process to a corresponding background process from a generic LCI database. This latter provides a dataset with the cradle-to-gate inventory to complete the life cycle of the affected process. Most of the background processes are from the ecoinvent database (version v3.3, cut off) (Wernet et al., 2016) and needed to be adapted for our case study (Yang, 2016). The mapping and adaptation between ecoinvent process and each MIRET affected process have been

[5] PPE : Programmation Pluriannuelle de l'Energie

done as follows (more details are provided in the excel sheet here https://www.dropbox.com/sh/k7f5dt8sv9zu3jk/AACU860tpA9oVsRhQeM3Ba_Ja?dl=0):

- The selection of ecoinvent process follows the hierarchy: French technology (FR) whenever available, European (RER), Rest-of-the-World (RoW) or global (GLO) otherwise.
- MIRET affected processes belonging to domestic resources, imports and exports are linked to market processes in ecoinvent.
- Other MIRET affected processes modeled are represented by transformation processes (not market processes) in ecoinvent which are adapted as follows:
    - To avoid double counting between ecoinvent background process and foreground processes already modelled in the MIRET model, we remove from the ecoinvent processes all economic flows inputs occurring in France and existing in MIRET, such as electricity production, fuel production, feedstock production, etc.
    - Ecoinvent vehicle use processes are modified to account for emissions from biofuel blended fuels. The biofuel share within each vehicle evolves dynamically based on the optimization result of the MIRET model.
    - Vehicle use processes from ecoinvent are adapted to account for the technological progress in energy efficiency. The tailpipe emissions related to fuel consumption are adapted year by year based on the prospective fuel consumption of each vehicle as described in the MIRET model.
- If no ecoinvent process fits with the affected process, we create a new dataset based on data available in the literature. It was the case for ethanol tailpipe emissions (Dardiotis, Fontaras, Marotta, Martini, & Manfredi, 2015), new generation biofuel plants (MIRET model data), some biofuel production inputs (enzyme production (French National Research Agency, 2017), catalyst production (Battiston et al., 2014; Bournay, Casanave, Delfort, Hillion, & Chodorge, 2005; Casanave, Duplan, & Freund, 2007; Colling, Choi, & Thompson, 1996; Monnier, Sulimma, Dalai, & Caravaggio, 2010))

Reference units from ecoinvent (kg, kWh, MJ, tkm, vkm, m^3, etc.) are converted to fit the MIRET units (kt, GJ, Mvkm) for each affected process.

Calculation of the relative spatial range of variability for biomass prices

We calculated the relative spatial range of variability by dividing the minimum P_{min} and maximum P_{max} prices observed or forecasted in different regions divided by a reference price P_{ref} from the literature. The relative minimum price and relative maximum price are respectively defined as $\%P_{min} = \frac{P_{min}}{P_{ref}}$ and $\%P_{max} = \frac{P_{max}}{P_{ref}}$. P_{min}, P_{max} and P_{ref} are determined based on price datasets defined as follows:

- Price datasets for 2 biomass commodities produced in France (wood chips and perennial crop miscanthus): The mean price is the reference price for the calculation of a relative spatial range of variability of prices.
    - Prices for wood produced in France are extracted from the Valerbio project which provided observed and prospective scenarios for wood reserve and prices for each department in France (IFP Énergies nouvelles, 2010). The mean price of wood in France is calculated based on a wood reserve weighted average.
    - Prices and yields for the perennial crop Miscanthus for different regions in France are results of a simulation from the AROPAJ model developed at INRA (Ben Fradj et al., 2016). The mean price of Miscanthus in France is calculated based on a yield weighted average.
- Price datasets for 3 commodities imported to France (wood chips, palm oil, and soybean oil): The maximum price is set as the reference price for the calculation of a relative spatial range of variability. Prices are estimated from FAOSTAT database which provides the monetary value and the quantity imported to France per import country for each commodity from 2000 to 2013 (FAO, 2016).

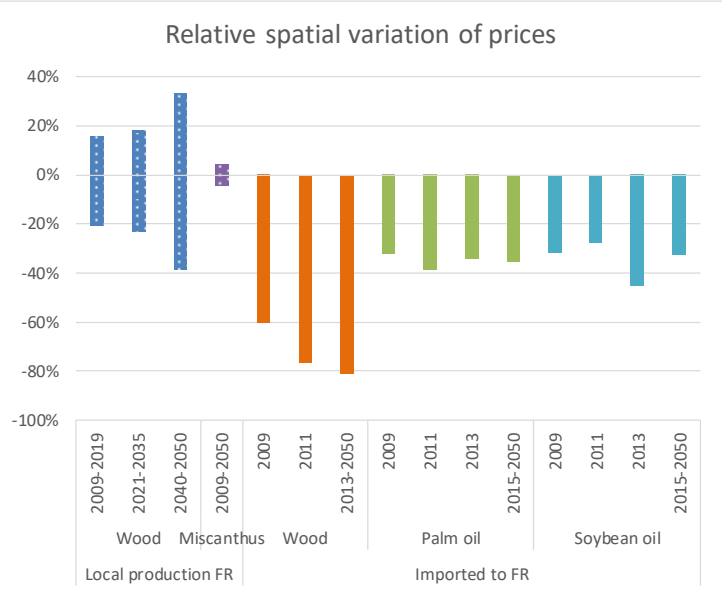


Figure annexe E.2 Relative spatial range of variability used in the uncertainty analysis for prices of the five selected variables with a spatial variability in the foreground inventory for each time slice in the MIRET model (2009-2050 contains all time slices between 2009 and 2050).

GSA indicators based on Sobol variance decomposition

Given a model $Y = f(X_1, X_2, \dots X_k)$ where X_i are the uncertain (or random) variables of the model and Y is the output, the first-order sensitivity index and total sensitivity index for X_i are defined as follows (Saltelli et al., 2010):

$$SI1_{X_i} = \frac{Var(E(Y|X_i))}{Var(Y)} \quad (1)$$

$$SIT_{X_i} = SI1_{X_i} + \sum_{i \neq j} SI2_{X_i X_j} + \cdots + SIk_{X_i \dots X_k} \quad (2)$$

Where:

- $Var(Y)$ is the variance of Y;
- $Var(E(Y|X_i))$ is the variance of the expectation of Y conditional on X_i. It represents "the expected reduction in variance that would be obtained if X_i could be fixed" (Saltelli et al., 2010).

- $SIk_{X_i \ldots X_k}$ is the k[th]-order sensitivity index which represent the sensitivity due to interactions between variables $X_i \ldots X_k$.

If $X_1, X_2, \ldots X_k$ are uncorrelated, the following equation can be written (Saltelli et al., 2010):

$$\sum_i SI1_{X_i} + \sum_i \sum_{j>i} SI2_{X_i X_j} + \cdots + SIk_{X_1 \ldots X_k} = 1 \quad (3)$$

ANNEXE F MATÉRIEL SUPPLÉMENTAIRE PUBLIÉ AVEC LE CHAPITRE 8

Détail du calcul des FC agrégés dans IMPACT World+

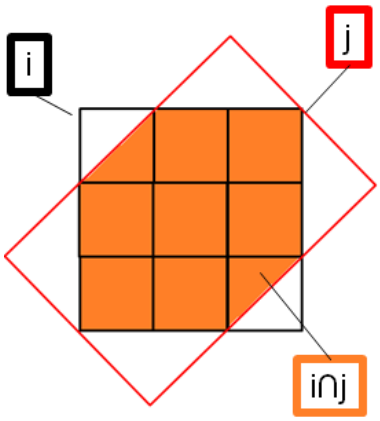


Figure annexe F.1 Intersections entre les régions de la résolution native i avec une région d'agrégation j

Le calcul des FC agrégés dans IMPACT World+ se fait comme suit. Soient i une région native (I le nombre de régions natives), j une région d'agrégation, k un flux élémentaire (FE) contribuant à la catégorie d'impact régionalisée, $natFC_{i,k}$ le FC natif pour une région native i et un FE k, $aggFC_{j,k}$ le FC agrégé pour une région d'agrégation j et un FE k, $f_{i,j}$ la fraction surfacique d'une région i appartenant à une région j (entre 0 et 1) avec s_i la surface de i, $e_{i,k}$ la quantité de FE (ou probabilité d'émission du FE) présente dans la région native i, $e_{j,k}$ la quantité de FE présente dans la région d'agrégation j et $w_{i,j,k}$ le facteur de pondération.

$$f_{i,j} = \frac{s_{i \cap j}}{s_i} \qquad e_{j,k} = \sum_{i=1}^{I} (e_{i,k} \times f_{i,j}) \qquad w_{i,j,k} = f_{i,j} \times \frac{e_{i,k}}{e_{j,k}}$$

$$aggCF_{j,k} = \sum_{i=1}^{I} natCF_{i,k} \times w_{i,j,k}$$

Détail des catégories d'impacts spatialement différenciées dans IMPACT World+ : Le tableau ci-dessous récapitule pour chaque catégorie d'impact régionalisée pour lesquels des FC agrégés ont été calculés : la résolution native, les données utilisées pour quantifier les FE servant au calcul

des facteurs de pondération, le nombre de FE caractérisés. Pour chaque catégorie d'impact régionalisée (22 catégories) au midpoint et au endpoint, les CF agrégés pour chaque FE ont été calculés pour chaque pays (236 pays), pour chaque continent (6 continents) et pour le monde (1 FC générique). Au total, plus de 130 000 CF agrégés ont été calculés.

Tableau annexe F.1 Détail des hypothèses pour le calcul des FC agrégés dans IMPACT World+

Regionalized impact categories with aggregated CF	Midpoint and/or endpoint impact categories	Native resolution	Data for weighting	Number of elementary flows
Land transformation, biodiversity	Midpoint and endpoint	Olson Biomes	Surface of the characterized land cover in the different sections of Olson ecoregions covering the country / continent / Globe	12
Land transformation, ecosystem services (6 impact categories)	Midpoint and endpoint	JRC Climate zones (biotic prod.) or Holridge lifezones (other services)	Surface of the characterized land cover in the different sections of JRC climate zones or of Holridge lifezones covering the country / continent / Globe	12
Land occupation, biodiversity	Midpoint and endpoint	Olson Biomes	Surface of the characterized land cover in the different sections of Olson ecoregions covering the country / continent / Globe	6
Land occupation, ecosystem services (6 IC)	Midpoint and endpoint	JRC Climate zones (biotic prod.) or Holridge lifezones (other services)	Surface of the characterized land cover in the different sections of Holridge lifezones covering the country / continent / Globe	6
Water use - Human health	Midpoint and endpoint	Watershed & countries	Water consumption in each native resolution cell included in the country / continent / Globe	58
Water use - Resources & ecosystem services	Endpoint	Watershed + country	Water consumption in each native resolution cell included in the country / continent / Globe	58
Water use – freshwater ecosystems	Endpoint	Watershed	Water consumption in each watershed fraction intersecting the country / continent / Globe	1
Terrestrial acidification	Midpoint and endpoint	2° x 2.5°	Acidifying substances emissions in each 2°x2.5° cell intersection the country/ continent / globe	15
Freshwater acidification	Midpoint and endpoint	2° x 2.5°	Acidifying substances emissions in each 2°x2.5° cell intersection the country/ continent / globe	15
Marine Eutrophication	Midpoint and endpoint	2° x 2.5°	Atmospheric emissions of N containing substances in each 2°x2.5° cell intersecting the country/ continent / globe	16
Freshwater eutrophication	Midpoint and endpoint	0.5° x 0.5°	Population density used as a proxy of P emissions in each 0.5°x0.5° cell intersecting the country/ continent / globe	8