

Titre: Opérationnaliser l'analyse du cycle de vie par l'approche multicritère d'aide à la décision : la modélisation de la subjectivité de l'être humain
Title:

Auteur: Breno Barros Telles do Carmo
Author:

Date: 2017

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Barros Telles do Carmo, B. (2017). Opérationnaliser l'analyse du cycle de vie par l'approche multicritère d'aide à la décision : la modélisation de la subjectivité de l'être humain [Thèse de doctorat, École Polytechnique de Montréal]. PolyPublie.
Citation: <https://publications.polymtl.ca/2522/>

Document en libre accès dans PolyPublie

Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/2522/>
PolyPublie URL:

Directeurs de recherche: Pierre Baptiste, & Manuele Margni
Advisors:

Programme: Doctorat en génie industriel
Program:

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

OPÉRATIONNALISER L'ANALYSE DU CYCLE DE VIE PAR L'APPROCHE
MULTICRITÈRE D'AIDE À LA DÉCISION : LA MODÉLISATION DE LA SUBJECTIVITÉ
DE L'ÊTRE HUMAIN

BRENO BARROS TELLES DO CARMO

DÉPARTEMENT DE MATHÉMATIQUES ET DE GÉNIE INDUSTRIEL
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

THÈSE PRÉSENTÉE EN VUE DE L'OBTENTION
DU DIPLÔME DE PHILOSOPHIAE DOCTOR
(GÉNIE INDUSTRIEL)

AVRIL 2017

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Cette thèse intitulée :

OPÉRATIONNALISER L'ANALYSE DU CYCLE DE VIE PAR L'APPROCHE
MULTICRITÈRE D'AIDE À LA DÉCISION : LA MODÉLISATION DE LA SUBJECTIVITÉ
DE L'ÊTRE HUMAIN

présentée par : BARROS TELLES DO CARMO Breno

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

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

Mme DE MARCELLIS-WARIN, Nathalie, Doctorat, présidente

M. BAPTISTE Pierre, Doctorat, membre et directeur de recherche

M. MARGNI Manuele, Doctorat, membre et codirecteur de recherche

M. ACHTEN Wouter, Ph. D., membre

Mme ZAMAGNI Alessandra, Ph. D., membre externe

DÉDICACE

À mon amour Renata, pour le soutien inconditionnel à tout moment, en particulier ceux qui sont incertains. Sans toi, cette expérience ne serait jamais la même. Je t'aime!

REMERCIEMENTS

À tous ceux qui m'ont entouré et soutenu pendant mon cheminement vers le doctorat, merci.

Merci Manuele pour l'accueil au sein du CIRAI et de la chaire, pour ton support, tes conseils, ta disponibilité et ton encadrement attentif. Nos échanges ont été très enrichissants pour moi. J'ai beaucoup appris avec toi! Je vais suivre ton exemple comme professeur avec mes étudiants.

Merci Pierre pour ton accueil, support, conseils et disponibilité pendant le déroulement de cette thèse. Merci aussi de m'avoir fait confiance et permis de travailler avec toi au cours de Gestion de la fabrication. J'ai eu une belle expérience en faisant cette activité. J'ai beaucoup appris avec toi! Je vais suivre ton exemple comme professeur avec mes étudiants.

Merci Bertrand pour l'accueil pendant mon séjour à l'Université Libre de Bruxelles et nos échanges sur les méthodes multicritères d'aide à la décision, qui m'ont permis d'avancer en ce domaine-là.

Merci aux membres du jury, Mme De Macellis-Warin, M. Achten et Mme Zamagni qui ont accepté de participer et de contribuer à mon travail de recherche.

Merci à la grande famille du CIRAI. J'ai eu beaucoup des moments d'apprentissage enrichissants avec vous. La bonne humeur et l'ambiance amusante ont rendu mon séjour au Canada plus agréable.

Un merci spécial à Sara, Hugues, Sophie et Luce (maintenant à l'institut EDDEC) pour le partage de vos expériences et connaissances. J'ai beaucoup aimé travailler avec vous dans les projets de la chaire.

Merci aux partenaires de la chaire internationale du cycle de vie, spécialement à Michelin qui m'a permis d'utiliser ses données dans ma recherche.

Merci à la Société de Transport de Montréal, qui a démontré intérêt par mon travail et a participé de la recherche.

Aux étudiants avec lesquels j'ai partagé les bureaux à Polytechnique et au 3333, un grand merci. Les échanges qu'on a eus sur les sujets de recherche, sur les défis pendant notre cheminement durant le doctorat et sur la vie en général ont rendu très agréables les journées passées au bureau. Un merci spécial à Marieke, Julien, Ivan, Catherine, Laure, Anne France, Hassana entre autres chers collèges/amis qui m'ont permis d'apprendre sur d'autres sujets au-delà de mon thème de recherche.

Merci à la Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – CAPES pour le support financier.

Merci aussi à École Polytechnique de Montréal, institution pour laquelle j'ai un profond respect, et qui m'a permis de réaliser mon doctorat.

Un grand merci à mes amis du Brésil (David, Sarah, Andrezim, Hadassa, Abraão, Amandinha e Rogim, entre autres) et les nouveaux amis faits au Québec, spécialement Loiola, Jeane, Fernanda, Gisele, Aluisio, Luciana et Sandra, entre autres. J'ai eu beaucoup de moments joyeux avec vous tous pendant mon séjour au Canada.

Un merci tout spécial à toi, mon amour Renata, ma partenaire de vie, pour tout ton support, ton amour, ton amitié, ta bonne humeur qui rendent la vie plus heureuse, nos aventures canadiennes journalières et la patience que tu as eue avec moi pendant les défis du cheminement vers le doctorat. Tu rends ma vie pleine d'amour et de bonheur, la faisant beaucoup plus agréable.

Un immense merci à mes beaux-parents, Regina et André, personnes merveilleuses qui nous ont motivés, Renata et moi, à venir à l'Université de Montréal/École Polytechnique pour le doctorat. Merci aussi pour vos conversations, conseils et le votre support pendant les défis vécus ici. Vous avez été très importants pour notre réussite.

Un grand merci à mes parents, Glaucemir et Reynaldo, pour être toujours là, pour votre dévouement tout au long de ma vie. Vous avez beaucoup contribué pour que je puisse arriver à ce moment-ci.

Merci à ma famille, en spécial à ma sœur Melina, mon frère Mateus, mon beau-frère Heráclito et mon cher filleul Pedro. Bien que physiquement à distance, merci pour votre soutien et vos présences.

Finalement, merci à UFERSA, l'université dans laquelle je travaille et qui m'a accordé des années d'études pour que je puisse venir au Canada faire mon doctorat à l'École Polytechnique de Montréal.

RÉSUMÉ

La durabilité est un concept de plus en plus important qui oriente les stratégies au niveau des politiques publiques et des compagnies. Toutefois, la manière d'opérationnaliser de façon réaliste ce concept reste un défi. La prise de décision dans un contexte de durabilité repose sur la manière d'évaluer la performance environnementale, sociale et économique et aussi sur la façon de présenter les résultats aux décideurs dans le but de promouvoir des choix durables. L'analyse de la durabilité du cycle de vie (AdCV) des produits est une source d'information holistique pour appuyer les processus de prise de décision en vue d'une production et d'une consommation durables.

Par contre, l'usage de ce genre de résultat dans la prise de décision en milieu organisationnel n'est pas évident à cause de trois caractéristiques intrinsèques à ce genre de mesure : (i) les indicateurs sont multidimensionnels (chaque indicateur est exprimé en unités différentes), (ii) les objectifs sont contradictoires dans la plupart des problèmes décisionnels (il est impossible de maximiser les performances de tous les indicateurs) et (iii) il existe une incertitude associée à l'évaluation de la performance. De plus, l'utilisation de l'AdCV dans le processus décisionnel dépend aussi de l'amélioration des méthodes d'analyse de cycle de vie, en particulier pour AcCV (Analyse du coût du cycle de vie) et AsCV (Analyse sociale du cycle de vie), en raison de l'absence de normes internationales, malgré les lignes directives proposées par l'UNEP/SETAC (United Nations Environment Program/Society of Environmental Toxicology and Chemistry).

Cette thèse vise donc à promouvoir l'opérationnalisation du concept de durabilité dans les processus décisionnels en milieu organisationnel par : (i) l'amélioration de la robustesse des méthodes AsCV par la traduction des performances qualitatives en mesures quantitatives et (ii) l'intégration des résultats d'AdCV dans la prise de décision à l'aide d'outils multicritères d'aide à la décision.

D'une part, les études d'AsCV sont souvent qualitatives et ne tiennent pas compte de l'incertitude dans l'évaluation. À cause de cette limitation, ce genre de résultat est très peu utilisé comme donnée d'entrée dans les modèles décisionnels dans le contexte des affaires. Dans cette direction, nous proposons une méthode d'évaluation des performances sociales plus pertinente, qui tient compte des particularités de chaque indicateur à partir des fonctions de valeur customisées pour chaque sous-critère considéré dans le volet social. Ces fonctions sont définies à

partir de jugements de valeur d'un groupe d'experts de manière à traduire les évaluations qualitatives dans un score de performance sociale quantitative. Une méthode de pondération est également proposée pour agréger les indicateurs dans chaque dimension sociale évaluée (dimension sociale évaluée = partie prenante impactée par le système de produits). Les échelles de traductions obtenues à partir du processus d'élicitation des points de vue des participants du groupe d'experts ne suivirent pas le comportement linéaire pour la plupart des indicateurs et sont distinctes entre les différents indicateurs, ce qui met en évidence un problème avec la méthode actuelle utilisée lors de la quantification d'analyse sociale du cycle de vie.

Le fait de tenir compte des jugements de valeur des experts dans l'évaluation de la performance sociale d'un système de produit apporte des incertitudes liées aux jugements de valeur des gens, qui sont basés sur leurs expériences, convictions, histoire de vie, entre autres variables subjectives. Ces jugements peuvent donc changer beaucoup. Nous avons surmonté cette limitation en développant une approche stochastique incluant le choix de valeurs dans l'évaluation des impacts sociaux potentiels. L'inclusion de ce type d'incertitude permet une évaluation plus robuste à partir de la présentation au décideur du niveau de confiance des performances d'AsCV, c'est-à-dire la probabilité qu'un système de produit soit classé en premier (présentant les meilleurs résultats agrégés) pour chaque partie prenante en considérant l'imprécision et la variabilité des jugements de valeur des gens. Donc, notre étude permet de vaincre la limite associée à la faible capacité d'une approche déterministe de capturer la subjectivité de l'être humain au moment de l'évaluation des impacts sociaux.

D'autre part, la prise de décision à partir d'études d'AdCV est limitée aux performances AdCV déterministes et aux choix aléatoires des méthodes d'agrégation. Dans cette direction, nous proposons l'intégration des performances environnementales, sociales et économiques à partir d'outils d'aide à la décision de manière à favoriser l'usage des résultats de l'AdCV dans le milieu organisationnel. L'intégration des résultats est basée sur l'importance accordée aux critères environnementaux, sociaux et économiques établis par les décideurs. Nous avons testé quatre modèles d'aide à la décision pour observer la robustesse des solutions proposées dans ces différentes approches. L'application de ce développement méthodologique permet d'obtenir le niveau de confiance des classements complets des systèmes de produits, en considérant les trois dimensions de la durabilité (et ses différents indicateurs) en même temps, à partir de l'incorporation de l'incertitude des performances de l'AdCV au sein des modèles multicritères

d'aide à la décision. Il est important de remarquer que notre approche n'est pas une phase d'analyse du cycle de vie, mais une étape supplémentaire d'agrégation des performances dans le but de faciliter la compréhension et l'emploi de la riche source d'informations produite par les études d'AdCV comme les données d'entrée dans un processus décisionnel.

En répondant aux objectifs de la recherche, ce projet a permis de franchir les limites de la quantification et de l'agrégation de l'analyse sociale du cycle de vie et de leur intégration avec les résultats d'analyse environnementale et des couts du cycle dans une analyse globale de durabilité du cycle pour appuyer le processus de prise de décision.

ABSTRACT

Sustainability concept drives the strategies at the level of public policies and companies. However, it remains a challenge how to operationalize this concept faithfully. Decision-making based on sustainability performances is based on the method considered to assess environmental, social and economic performances and how to present results to decision-makers in order to promote sustainable choices. Life Cycle Sustainability Assessment (LCSA) of products is a holistic source of information to support decision-making processes for sustainable production and consumption.

However, the use of this type of result in companies' decision-making is not obvious because of three intrinsic characteristics: (i) the AdCV indicators are multidimensional (each indicator is expressed in different units), (ii) the objectives are contradictory in majority of decision-making problems (it is impossible to maximize performance across all indicators) and (iii) there is uncertainty associated with performance evaluation. In addition, LCSA use in the decision-making process also depends on improved life-cycle methods, particularly for LCC and SLCA, due to the lack of internationally standardized processes for both, despite the guidelines proposed by UNEP / SETAC.

This thesis debates two research questions in order to integrate LCSA results in companies' decision-making: (i) implementation of improvements in SLCA methods (translation of qualitative performances into quantitative measures) and (ii) integration of LCSA results into decision-making using support decision-making tools.

Considering the social dimension, SLCA studies are often qualitative and don't address the uncertainty associated to the value judgment of people. It limits the use of this kind of performances as input of decision-making models in the business context. We propose a method to obtain a more accurate social performance that takes into account the peculiarities of each indicator by the use of customized value functions for each sub-criterion considered in the social dimension. These functions are defined from the value judgment of a group of experts in order to translate the qualitative evaluations into a quantitative social performance score. A weighting method was also proposed to aggregate the indicators within each evaluated social dimension (social dimension evaluated = stakeholder in the context of SLCA studies). The translation scales obtained from the elicitation process did not follow the linear behavior for most of the indicators

and are distinct among different indicators, highlighting the problem with the current method used when quantifying the social performances through life cycle approach.

Taking into account the value judgment of experts when assessing social performance of product systems introduces uncertainties related to people's value judgment (based on their experiences, convictions, life history among others subjective variables). These judgments can therefore vary a lot. We overcome this limitation by developing a stochastic approach including uncertainty in assessing potential social impacts. The inclusion of this type of uncertainty allows a more accurate assessment. It allows presenting to decision-maker about the confidence level of SLCA performance, i.e. the probability that a product system is ranked first (product system presenting the best aggregated result) for each stakeholder dimension considering the variability of people's value judgments. Thus, our study allows surpassing the limit associated with the low capacity of a deterministic approach to capture subjectivity of human being when assessing social impacts.

On the other hand, decision-making based on LCSA studies is limited to deterministic performances and random aggregation method choice. We integrate environmental, social and economic performance into decision-making by MCDA techniques in order to promote the use of LCSA results. We tested four MCDA models to observe the robustness of the solutions proposed by them. The application of this methodological development makes possible obtaining the rankings' confidence levels, considering the three dimensions of sustainability (and its various indicators) at the same time, the LCSA performance uncertainty by multiple criteria decision analysis models.

Our approach promotes sustainable decisions. It is important to note that this step is not part of the LCA approach but is considered an additional phase to facilitate the understanding and the use of the rich source of information generated by LCSA studies as input data into a decision-making process.

In responding to the research objective, this project allowed overcome limits on quantification and aggregation in life-cycle social analysis and its integration with environmental and economic life cycle sustainability analysis in order to support decision-making processes.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE	III
REMERCIEMENTS	IV
RÉSUMÉ	VII
ABSTRACT	X
TABLE DES MATIÈRES	XII
LISTE DES TABLEAUX	XVI
LISTE DES FIGURES	XVIII
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	XXI
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
1.1 Mise en contexte et problématique.....	1
1.2 Cadre du travail	2
1.3 Structure de la thèse	5
CHAPITRE 2 REVUE DE LA LITTÉRATURE	8
2.1 L'Analyse sociale du cycle de vie.....	8
2.1.1 Concepts de base de l'analyse sociale du cycle de vie.....	8
2.1.2 Les limites actuelles de l'approche type I de l'AsCV	16
2.2 L'Analyse de durabilité du cycle de vie et la prise de décision	18
2.2.1 Concepts de base de l'analyse de durabilité du cycle de vie.....	18
2.2.2 Concepts de base de l'analyse multicritère d'aide à la décision	21
2.2.3 Le traitement de l'incertitude dans l'approche multicritères d'aide à la décision.....	26
2.2.4 L'Intégration entre les analyses multicritères d'aide à la décision et l'analyse de durabilité du cycle de vie.....	27

2.2.5 Les limites actuelles de la prise de décision intégrant les études d'AdCV par l'approche multicritère d'aide à la décision	28
CHAPITRE 3 OBJECTIFS DU PROJET ET MÉTHODOLOGIE GÉNÉRALE	30
3.1 Positionnement du projet de recherche	30
3.2 Définition des objectifs du projet de recherche.....	30
3.3 Méthodologie générale	31
3.3.1 Approche pour quantifier la performance sociale	32
3.3.2 Approche pour tenir compte des incertitudes dans l'AsCV	33
3.3.3 Approche pour tenir compte des incertitudes des performances de l'AdCV dans la prise de décision	35
CHAPITRE 4 ARTICLE 1: CUSTOMIZED SCORING AND WEIGHTING APPROACHES FOR QUANTIFYING AND AGGREGATING RESULTS IN SOCIAL LIFE CYCLE IMPACT ASSESSMENT	37
4.1 Présentation de l'article	37
4.2 Manuscrit.....	37
4.2.1 Introduction	37
4.2.2 Methods	41
4.2.3 Results	48
4.2.4 Discussion	56
4.2.5 Conclusions	58
4.2.6 Supplementary information	60
CHAPITRE 5 ARTICLE 2: ADDRESSING UNCERTAIN SCORING AND WEIGHTING FACTORS IN SOCIAL LIFE CYCLE ASSESSMENT	64
5.1 Présentation de l'article	64
5.2 Manuscrit.....	64

5.2.1	Introduction	64
5.2.2	Methods	66
5.2.3	Results	74
5.2.4	Discussion	79
5.2.5	Conclusions	81
5.3	Informations supplémentaires – articles 1 et 2.....	81
CHAPITRE 6 ARTICLE 3: RANKING PRODUCT SYSTEMS BASED ON UNCERTAIN LIFE CYCLE SUSTAINABILITY ASSESSMENT: A STOCHASTIC MULTIPLE CRITERIA DECISION ANALYSIS APPROACH		82
6.1	Présentation de l’article.....	82
6.2	Le manuscrit	82
6.2.1	Introduction	82
6.2.2	Methodology	86
6.2.3	Results	94
6.2.4	Discussion	101
6.2.5	Conclusion.....	101
CHAPITRE 7 RÉSULTATS COMPLÉMENTAIRES.....		103
7.1	Description de l’étude de cas.....	103
7.2	Résultats	105
7.2.1	Évaluation des performances environnementale, sociale et économique	105
7.2.2	Étendre l’incertitude aux méthodes d’aide à la décision.....	109
7.2.3	Interprétation des résultats stochastiques	112
7.3	Discussion des résultats et des recommandations	112
CHAPITRE 8 DISCUSSION GÉNÉRALE ET RECOMMANDATIONS		114
8.1	Atteinte des objectifs de la recherche.....	114

8.2 Démocratiser l'usage des études d'AdCV comme élément de décision et la prise en compte de la subjectivité humaine	117
8.3 Les limites des résultats obtenus	117
8.3.1 Limites de l'approche proposée pour les études d'AsCV	118
8.3.2 Limites de l'approche proposée pour l'intégration des études d'AdCV à la prise de décision.....	119
8.4 Recommandations pour de futures recherches.....	119
CHAPITRE 9 CONCLUSION.....	121
BIBLIOGRAPHIE	123

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1 – Approches mises en place pour la définition des facteurs de pondération dans les études d'AsCV type I	15
Tableau 2.2 – Exemple d'une matrice de jugement	24
Tableau 2.3 – Description générale des méthodes d'aide à la décision utilisés dans notre recherche	26
Table 4.1 – Example of classification level definitions for the health and security subcategory indicator (T2).....	51
Table 4.2 – 1st level aggregation factors calculated from the reference flows and activity variables.....	53
Table 4.3 – Weighting factors obtained from the average results of three SLCA experts.....	54
Table 4.4 – Benefits and challenges of the proposed approach	58
Table 4.5 – Classification of products systems I and II relative to two subcategory indicators ..	60
Table 4.6 – Scale score for each type of value function.....	60
Table 4.7 – Product system choice based on aggregated performance	61
Table 4.8 – Weight simulation	61
Table 5.1 – Subcategory indicators selected for our case study	68
Table 5.2 – Rank confidence (frequency of the 1st rank for each stakeholder dimension)	79
Table 6.1 – Description of MCDA methods discussed in this paper	85
Tableau 6.2 – Characteristics of the four product systems representing the hypothetical biodiesel suppliers in the illustrative case study	88
Table 6.3 – Mandatory calibration parameters for each MCDA method.....	91
Table 6.4 – Translation of the qualitative scale into a cardinal scale for the AHP method	93
Table 6.5 – Weighting factors used for all MCDA methods obtained by points' distribution technique	97

Table 6.6 – Mandatory parameters of Prométhée II method obtained with the strategy illustrated in Figure 6.3	98
Table 6.7 – Ranking of biodiesel product systems provided by MCDA methods using deterministic LCSA indicator profiles	98
Table 6.8 – Ranking confidence by MCDA method : a) weighted sum, b) analytic hierarchy process, c) TOPSIS, d) Prométhée II	100
Tableau 7.1 – Ensembles des facteurs de pondération utilisés par les méthodes d'aide à la décision.....	109
Tableau 7.2 – Seuils pour la méthode Prométhée II.....	110
Tableau 7.3 – Niveau de confiance du classement (probabilité que le scénario avec rechapage soit meilleur que le scénario sans rechapage) selon les différentes méthodes d'aide à la décision et les facteurs de pondération.....	112

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 – Cadre de la recherche.....	3
Figure 1.2 – Illustration de l’articulation générale des chapitres de la thèse	7
Figure 2.1 – Approches pour « mesurer » l’impact/performance social d’un système de produit. a) approche type I, b) approche type II. Adaptée de Chhipi-Shrestha et al., 2015.....	11
Figure 2.2 – Positionnement des contributions apportées par notre thèse au sein des études d’AsCV.....	17
Figure 2.3 – Les trois dimensions d’une étude AdCV	19
Figure 2.4 – Positionnement des contributions apportées par notre thèse aux études d’AdCV... 29	
Figure 3.1 – Schéma méthodologique général	32
Figure 4.1 – Method to quantify the social performances of product systems	41
Figure 4.2 – Performance Reference Point (PRP) technique to establish the classification levels of each subcategory indicator (adapted from Sanchez-Ramirez et al., 2014).....	43
Figure 4.3 – Tool to transfer the A-D ordinal classification levels of each subcategory indicator into a cardinal 0-10 scale scoring system.....	44
Figure 4.4 – Value function translating A-D ordinal classification levels into cardinal performance scores based on SLCA expert judgment specific to each subcategory indicator	45
Figure 4.5 – System boundaries for the social life cycle assessment of a biodiesel supplier	49
Figure 4.6 – Subcategory indicators selected for the case study	50
Figure 4.7 – Customized value function for each subcategory indicator in Figure 4.6	52
Figure 4.8 – Quantitative assessment results obtained from the customized value function for each subcategory indicator in Figure 4.6.....	52
Figure 4.9 – Quantitative social performances of the four potential suppliers (1st level aggregation).....	53

Figure 4.10 – Quantitative performance (2nd level aggregation)	55
Figure 4.11 – Sensitivity analysis of the choice of the value function (linear vs. convex) for the stakeholder dimension impact score.....	56
Figure 4.12 – Weighting factor sensitivity analysis for different combinations of value functions in the small-scale example.....	62
Figure 5.1 – System boundaries for the social life cycle assessment of biodiesel suppliers.....	67
Figure 5.2 – Description of the method to account for the uncertainty associated with the scoring and weighting factors in SLCA	69
Figure 5.3 – Techniques to address the uncertainty of the scoring factors: a) random expert technique score, b) criterion random expert technique score, c) random projection score technique	71
Figure 5.4 – Probability functions used to translate the qualitative classification levels of the subcategory indicators into scoring factors: a) function for employee benefits, health and safety, discrimination, worker wages and child labour subcategory indicators, b) function for forced labour subcategory indicator, c) function for weekly working hours subcategory indicator, d) function for public commitment to sustainability issues subcategory indicator, e) function for corruption subcategory indicator, f) function for commitment to the community subcategory indicator, g) function for local jobs creation subcategory indicator.	75
Figure 5.5 – Probability density function of weighting factors used to aggregate subcategory indicators into stakeholder dimensions (based on 1 000 simulations). Weighting factors of subcategory indicators pertaining to: a) workers stakeholder dimension, b) society stakeholder dimension, c) local community stakeholder dimension.....	76
Figure 5.6 – Stochastic social impact scores of the four product systems aggregated by stakeholder dimension considering 1 000 simulations : a) workers, b) society and c) local community.....	78
Figure 6.1 – Description of the life cycle phases and system boundaries for social and environmental assessments.....	87

Figure 6.2 – Approach to support decision-making under uncertain life cycle sustainability assessment (LCSA) results by multiple criteria decision analysis (MCDA) methods.....	89
Figure 6.3 – Strategy used to obtain the thresholds from decision-makers for the Prométhée II method	93
Figure 6.4 – Probability density function for the 4 hypothetical biodiesel suppliers (BAS, BMP, BUS and BUQ) —a) Human health, b) Resources, c) Climate change, d) Ecosystem quality—for the four damage scores in the Impact 2002+ method for 1 000 simulations....	95
Figure 6.5 – Social score probability density function (based on 1000 simulations) by stakeholder dimension for the four hypothetical biodiesel suppliers (BAS, BMP, BUS and BUQ): a) workers stakeholder dimension, b) society stakeholder dimension, c) local community stakeholder dimension. The higher the score, the better the social performance	96
Figure 6.6 – Probability density functions for aggregated scores by MCDA method :. a) weighted sum, b) analytic hierarchy process, c) TOPSIS, d) Prométhée II	99
Figure 7.1 – Frontière du système à l'étude. Source : adapté de Imbeault-Tétreault <i>et al.</i> , 2015	104
Figure 7.2 – Indicateurs considérés par le modèle d'aide à la décision mise en place	106
Figure 7.3 — Fonction densité de probabilité pour les deux scénarios possibles (Scénario SR : sans rechapage, Scénario AR : avec rechapage) — a) santé humaine, b) qualité des écosystèmes, c) ressources, d) droits des travailleurs et travail décent, e) droits de l'être humain, f) santé et sécurité, g) gouvernance et h) coût du cycle de vie — pour 1 000 simulations	108
Figure 7.4 – Fonctions densité de probabilité des scores agrégés pour chaque méthode d'aide à la décision et ensemble de poids : a) somme pondérée (FP1); b) somme pondérée (FP2); c) Prométhée II (FP1); d) Prométhée II (FP2); e) Topsis (FP1) et f) Topsis (FP2)	111

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

ACV	Analyse du cycle de vie
AcCV	Analyse du coût du cycle de vie
AdCV	Analyse de la durabilité du cycle de vie
AeCV	Analyse environnementale du cycle de vie
AHP	Analytic hierarchy process
AsCV	Analyse sociale du cycle de vie
CIRAI	Centre international de référence sur le cycle de vie des produits, procédés et services
ELECTRE	Elimination and choice expressing reality
LCSA	Life cycle sustainability assessment
LCA	Life cycle assessment
LCC	Life cycle costing
MCDA	Multiple criteria decision analysis
PROMÉTHÉE	Preference ranking organization method for enrichment of evaluations
PRP	Performance reference point
SETAC	Society of Environmental Toxicology and Chemistry
SHDB	Social hotspot database
SLCA	Social life cycle assessment
TOPSIS	Technique for order of preference by similarity to ideal solution
UF	Unité fonctionnel
UNEP	United nations environment program

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

1.1 Mise en contexte et problématique

De nos jours, les décisions dans le contexte des affaires ne peuvent plus être prises basées seulement sur une perspective d'efficacité économique. Les enjeux environnementaux et sociaux ont gagné de l'importance au long des dernières décennies. Ces trois piliers sont la base du concept de durabilité (Yanarella, et al., 2009), ajoutant de la valeur aux clients au moment de l'achat d'un produit.

La durabilité est un concept de plus en plus important qui oriente les stratégies au niveau des politiques publiques et des compagnies. Zamagni et al. (2013) remarquent que la plupart des compagnies incluent le concept de durabilité dans leur mission; toutefois il reste un défi, à savoir, comment opérationnaliser de façon réaliste ce concept (Finkbeiner et al., 2010). Par exemple, comment réaliser le processus de choix de fournisseurs à partir d'un regard durable? Comment choisir parmi un ensemble de stratégies d'approvisionnement celle qui est la plus durable? Finalement, comment choisir parmi un ensemble de systèmes de produits celui qui est le plus intéressant quant à sa durabilité?

Ce genre de questions n'a pas de réponses évidentes et demande l'intégration des méthodes d'évaluation des impacts environnementaux, sociaux et économiques avec des outils mathématiques capables de donner un support à la décision, de manière à réellement tenir compte du concept de durabilité en milieu organisationnel. Cette thèse-ci va dans cette direction.

Le premier chapitre présente le cadre de la recherche et la définition des grandes lignes de la problématique de notre travail. Du point de vue théorique, notre contribution se situe à l'intersection des domaines d'évaluation de la durabilité des produits à partir de l'approche cycle de vie et du support à la prise de décision en milieu organisationnel à partir de l'approche multicritère d'aide à la décision (*Multiple criteria decision aid – MCDA*).

Du point de vue pratique, notre thèse propose une méthodologie capable de donner support au processus de prise de décision à partir des évaluations incertaines de l'AdCV en utilisant des

modèles multicritères d'aide à la décision dans le but de classer les systèmes de produits selon les jugements de valeur des décideurs.

1.2 Cadre du travail

La prise de décision dans un contexte de durabilité repose sur la manière d'évaluer la performance environnementale, sociale et économique ainsi que sur la façon de présenter les résultats aux décideurs dans le but de promouvoir des choix durables.

Un des défis de l'évaluation de ces impacts potentiels est lié à la distribution de ces impacts tout au long du cycle de vie du produit, ce qui complexifie le processus d'évaluation. L'approche analyse de cycle de vie (ACV) va dans cette direction. Initialement, elle a été développée pour évaluer les impacts environnementaux d'un produit ou d'un service durant son cycle de vie (Singh et Olsen, 2012). Du point de vue conceptuel, l'ACV peut être définie comme un outil qui

« évalue l'impact environnemental d'un produit, d'un service ou d'un système en relation à une fonction particulière, et ceci en considérant toutes les étapes de son cycle de vie » (Jolliet et al., 2010, pp 7)

Cette approche peut être aussi utilisée pour évaluer les impacts sociaux et économiques : l'Analyse du coût du cycle de vie (AcCV) et l'Analyse sociale du cycle de vie (AsCV). Selon Ilg et al. (2017), l'analyse du coût du cycle de vie observe flux d'argent dans les phases du cycle de vie dans le but de supporter les décisions d'investissement de long terme. Par rapport l'analyse sociale du cycle de vie veut évaluer les aspects sociaux positifs et négatifs dans l'ensemble du cycle de vie d'un produit (Benoit et al., 2010). Dans cette perspective, l'évaluation des impacts dans les trois volets de la durabilité produit l'analyse de la durabilité du cycle de vie (AdCV), une méthode capable de prendre en compte toutes les étapes du cycle de vie d'un produit dans l'évaluation de ses impacts environnementaux, sociaux et économiques, proportionnant une mesure de durabilité holistique. Donc, l'AdCV se réfère aux évaluations environnementales, sociales et économiques des systèmes de produits du point de vue du cycle de vie dans le but de promouvoir la durabilité des produits (Zamagni et al., 2013; Heijungs et al. 2013).

Par contre, l'utilisation de ce genre de résultat dans la prise de décision en milieu organisationnel n'est pas évidente. Halog et Manik (2011) soulignent les caractéristiques qui incrémentent la complexité de la prise de décision à partir des résultats de l'AdCV : (i) les indicateurs sont multidimensionnels (chacun est exprimé en unités différentes), (ii) les objectifs sont contradictoires dans la plupart des problèmes décisionnels (il est impossible de maximiser les performances de tous les indicateurs) et (iii) il existe une incertitude associée à l'évaluation de la performance.

De plus, Klöpffer et Ciroth (2011) soutiennent que l'utilisation de l'AdCV dépend aussi de l'amélioration des méthodes de cycle de vie, en particulier pour l'AcCV et l'AsCV, en raison de l'absence de normes standard pour les deux, malgré les orientations proposées par l'UNEP/SETAC. De plus, Zamagni et al. (2013) remarquent qu'il y a un manque d'études d'AdCV s'adressant au volet social à partir de la perspective de l'ACV. Même en considérant que l'approche AsCV peut être utilisée comme des données d'entrée d'un processus décisionnel, les méthodologies actuelles contiennent encore des hypothèses simplifiées et arbitraires lors de la quantification des performances, ce qui amène à une sous-utilisation des études de l'AsCV dans la prise de décisions durables. Cette thèse discute donc deux questions de recherche dans le but d'intégrer les résultats de l'AdCV à la prise de décision en milieu organisationnel : (i) implémentation des améliorations dans les méthodes de l'AsCV (traduction des performances qualitatives en mesures quantitatives) et (ii) intégration des résultats AdCV à la prise de décision à partir d'outils d'aide à la décision. L'AcCV n'est pas discutée dans cette thèse. Par contre, il est possible de l'intégrer à notre méthode au besoin, tel qu'il sera démontré au Chapitre 7. La Figure 1.1 illustre le cadre de notre travail.

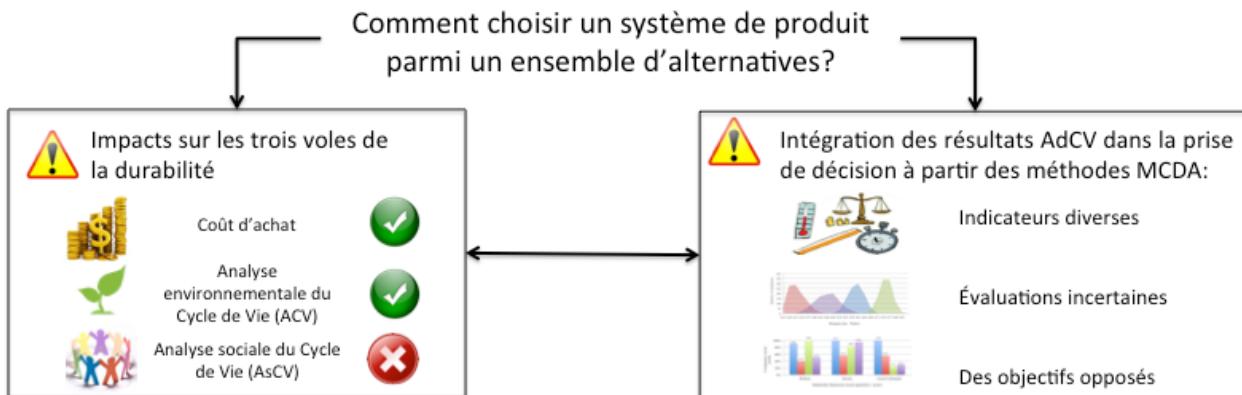


Figure 1.1 – Cadre de la recherche

Tel que présenté dans la figure 1.1, la question générale discutée dans cette thèse est le problème de prise de décision dans un contexte de durabilité. Cela veut dire que le choix parmi un ensemble d'alternatives potentielles est basé sur la performance sociale, environnementale et économique des systèmes de produits représentatifs de ces alternatives. Actuellement, la prise de décision à partir des études d'AdCV est limitée aux performances de l'AdCV déterministes et aux choix aléatoires des méthodes d'agrégation.

En considérant spécifiquement l'approche ACV pour l'évaluation des impacts sociaux, nous observons l'existence de limitations quant aux résultats produits par l'AsCV dans la prise de décision. Les études d'AsCV sont purement qualitatives, ne prenant pas en compte l'incertitude dans l'évaluation et, à cause de cette limitation, ils sont très peu utilisés par les modèles décisionnels dans le contexte des affaires. Ces limites seront discutées en détail dans le chapitre 2.

Ensuite, nous discutons l'intégration des résultats de l'AdCV dans la prise de décision à partir des méthodes d'aide à la décision. Le choix de ce genre d'approche repose sur son concept de base. Shärlig (1985) décrit trois approches possibles pour résoudre les problèmes dans le domaine des affaires : l'approche clinique (empirisme), l'approche objective (où se situe l'optimisation) et l'approche de solution idéale (où se situe les méthodes d'aide à la décision). La première (approche clinique) est subjective et vise la résolution des problèmes à partir de l'obtention d'une solution seulement suffisante, ce qui peut induire à une baisse de l'efficacité du processus de choix. La deuxième approche est objective; elle veut résoudre le problème de manière optimale et est fondée sur des mesures. Par contre, l'option optimale est basée, implicitement, sur un critère unique et la complexité de la décision n'est pas captée. Finalement, la troisième approche veut dégager une solution idéale, qui n'est pas nécessairement optimale dans tous les critères, mais une solution de compromis selon le jugement de valeur du décideur.

Dans le cas de cette thèse-ci, le décideur doit choisir en fonction de différents critères (performances de l'AdCV), ce qui nous amène à un problème de décision multicritère, modélisé en utilisant la troisième approche. Le grand avantage de cette approche est sa capacité de considérer un nombre relativement grand de critères au moment de prendre une décision, contrairement aux modèles de l'approche objective, monocritères, plus limités (Shärlig, 1985).

1.3 Structure de la thèse

Ce document constitue une thèse par articles et, comme tel, nous intégrons nos contributions de manière à répondre aux objectifs de notre recherche qui sont présentés au troisième chapitre de ce manuscrit.

Le deuxième chapitre présente une étude bibliographique sur la problématique de notre recherche. Nous commençons par la présentation des concepts de base et des mots clés dans le contexte de notre thèse. Ensuite, nous présentons les limites des études scientifiques actuelles, de manière à appuyer la problématique qui a été brièvement présentée dans le chapitre 1. Plus précisément, nous aborderons les limites actuelles des études d'AsCV et les difficultés de l'utilisation des performances de l'AdCV dans la prise de décision en milieu organisationnel. Finalement, nous discutons les concepts de base des méthodes multicritères d'aide à la décision, de manière à fournir au lecteur les principaux concepts qui permettent la compréhension de l'approche adoptée pour l'intégration des résultats de l'AdCV dans un contexte décisionnel.

Le troisième chapitre expose les objectifs de notre recherche (fondés sur des limites bien identifiées au chapitre 2) et la méthodologie adoptée pour répondre aux objectifs définis. Ce troisième chapitre discute une méthodologie générale; les détails de chaque étape prévue sont précisés dans les chapitres postérieurs (les articles publiés/acceptés/soumis).

Les trois chapitres suivants (chapitres 4, 5 et 6) présentent les trois articles qui ont été publiés/soumis dans des journaux scientifiques. Chacun répond à un objectif spécifique de cette thèse (chapitre 4 – objectif spécifique 1; chapitre 5 – objectif spécifique 2; chapitre 6 – objectif spécifique 3). Après une brève description de son contenu, l'article est transcrit tel qu'il a été publié/accepté/soumis aux journaux.

Au chapitre 7, nous présentons des résultats complémentaires obtenus à partir de l'application de la méthodologie exposée dans l'article du chapitre 6, de manière à illustrer une application réelle de la méthode.

Dans le chapitre 8, nous discutons les résultats et comment nous avons atteint les objectives prévus de cette thèse, en insistant cependant sur les limites actuelles de ces résultats et en faisant quelques recommandations pour de futures recherches.

Finalement, le huitième chapitre expose les conclusions de notre thèse de manière à mettre en évidence les nouveautés apportées par notre recherche à l'étude d'analyse du cycle de vie et à son intégration en milieu décisionnel dans le contexte organisationnel.

La Figure 1.2 illustre l'articulation générale des chapitres de notre thèse.

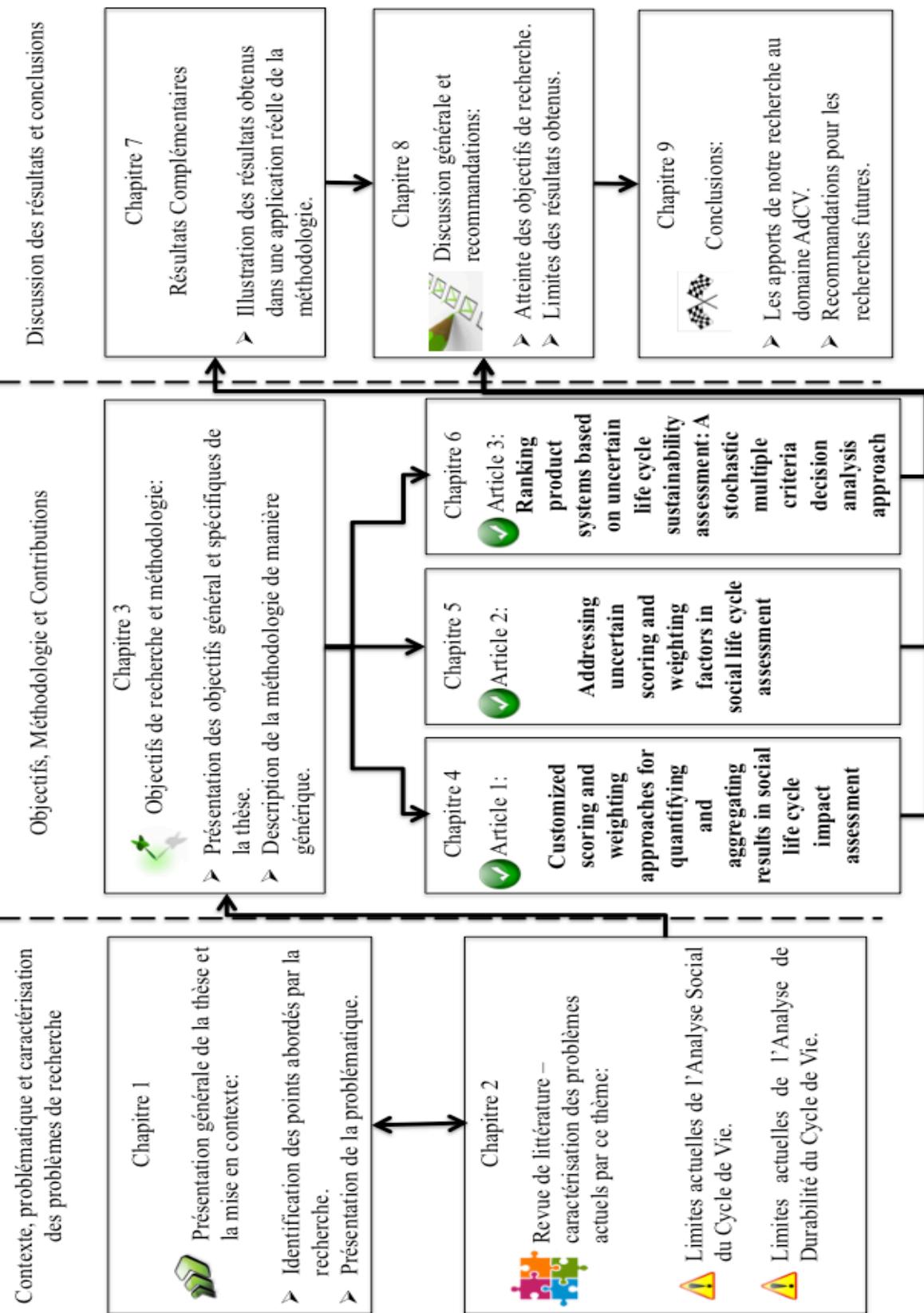


Figure 1.2 – Illustration de l’articulation générale des chapitres de la thèse

CHAPITRE 2 REVUE DE LA LITTÉRATURE

Ce chapitre est divisé en deux sections, à savoir : l'analyse sociale du cycle de vie et l'analyse de la durabilité du cycle de vie. Pour chacune des sections, nous discutons les concepts généraux et les limites actuelles des recherches scientifiques, de manière à expliciter la contribution de cette thèse.

2.1 L'Analyse sociale du cycle de vie

2.1.1 Concepts de base de l'analyse sociale du cycle de vie

L'approche de l'analyse du cycle de vie (ACV) permet de connaître les impacts environnementaux générés par un produit industriel ou un service durant son cycle de vie (Singh et Olsen, 2012).

Dreyer et al. (2006) reconnaissent que la limitation de l'ACV environnementale en ce qui concerne les enjeux sociaux a influencé l'émergence de méthodes d'ACV pour la dimension sociale de la durabilité. Cette approche peut être utilisée pour évaluer le volet social du cycle de vie d'un produit, ce qui permet une évaluation plus holistique des impacts sociaux par rapport à d'autres outils (Jørgensen, 2013). Par contre, Macombe et al. (2013) affirment que les approches de l'ACV proposées pour le volet social par les recherches scientifiques sont innovantes, mais pas encore suffisamment développées et, comme telles, elles peuvent seulement décrire la performance sociale.

L'Analyse sociale du Cycle de Vie (AsCV) est apparue au cours des dernières années comme une approche méthodologique qui veut évaluer les aspects sociaux positifs et négatifs dans l'ensemble du cycle de vie d'un produit soit de l'extraction des matières premières jusqu'à son élimination finale (Benoit et al., 2010).

Selon Zamagni et al. (2011) et Vinyes et al. (2013), ce type d'analyse est encore nouveau et il y a un manque d'études de cas. Ces auteurs affirment que les études d'AsCV sont moins mûres que les études environnementales et économiques. Ce type d'étude doit être utilisé pour accroître les

connaissances, éclaircir les choix et la promotion de l'amélioration des conditions sociales dans les cycles de vie des produits. De plus, il peut être utilisé pour identifier, apprendre, communiquer et présenter les impacts/performances sociaux de façon à fortifier le développement de stratégies socialement durables (Benoit et al., 2010).

Ce genre d'étude peut également être utilisé comme données d'entrée pour les processus décisionnels (par exemple, choisir entre deux systèmes de produits, soutenir l'approvisionnement responsable et la sélection des fournisseurs, améliorer les systèmes de gestion, favoriser les décisions d'investissement responsables, améliorer la conception des produits et optimiser les processus existants). Jørgensen (2013) assume que l'usage des résultats des études d'AsCV dans la prise de décision conduira à l'amélioration du cycle de vie des produits et permettra aux décideurs de choisir entre un ensemble de systèmes de produits lequel est le plus bénéfique (ou moins impactant) sur le volet social de la durabilité. Cependant, selon le même auteur, il y a encore un manque d'études sur l'utilisation de l'AsCV dans la prise de décision.

Comme dans le cas d'un ACV pour le volet environnemental, pour le volet social, le système de produits doit inclure toutes les phases du cycle de vie du produit. Cependant, le centre de l'analyse sont les activités du cycle de vie qui affectent les personnes (Dreyer et al., 2006). L'AsCV veut mesurer les impacts que le produit exerce sur les personnes qui interagissent avec le produit durant son cycle de vie (Dreyer et al., 2010). Il évalue donc les impacts sociaux (ou performances sociales) et socio-économiques dans une chaîne d'approvisionnement (Benoît et Mazjin, 2009).

La recherche menée par Benoît et al. (2010) a identifié un grand nombre d'articles qui discutent différentes approches pour mener une étude d'AsCV. Les auteurs remarquent qu'à partir de ces recherches, l'UNEP (*United Nations Environment Program*) a développé un cadre pour guider une étude d'AsCV à partir d'un consensus d'experts dans ce domaine (Foolmaun et Ramjeeawon, 2013). Il comprend des suggestions d'indicateurs associés aux catégories de dommage qui par la suite sont liées aux thèmes d'intérêt des parties prenantes et des décideurs (Benoit et al., 2010).

Tout comme l'ACV environnemental, l'AsCV doit suivre les quatre phases d'une étude d'ACV : définition des objectifs et du champ d'études, inventaire du cycle de vie, impact du cycle de vie et interprétation. Les différences entre les deux résident dans la façon de mesurer les impacts, par exemple, le facteur de caractérisation ou facteur d'agrégation, qui est définie selon une base plus

subjective et les indicateurs d'impact doivent être établis à partir des parties prenantes, comme les travailleurs, la communauté locale, la société, les consommateurs et les acteurs de la chaîne de valeur (Benoît et Mazjin, 2009).

La première étape d'une étude d'AsCV est la définition de l'objectif et des frontières du système modélisé. Dans cette phase, il faut définir l'objet et la frontière de l'étude (Jørgensen et al., 2008). Les mêmes limites que celles de la dimension environnementale sont traditionnellement appliquées dans les AsCV, selon Vinyes et al. (2013). Par contre, Macombe et al. (2013) suggèrent que les frontières peuvent aussi être différentes entre les ACV environnemental et social à cause des différents emplacements des enjeux sociaux et environnementaux dans le cycle de vie. Nous observons aussi l'utilisation de la même unité fonctionnelle tant dans le volet environnemental que dans le volet social dans la plupart des études scientifiques citées dans notre thèse. Pour mesurer la performance sociale, sont considérés les indicateurs liés à chaque dimension sociale évaluée (dimension sociale évaluée = partie prenante impactée par le système de produits), tels que les travailleurs, la communauté locale, la société, les consommateurs et les participants à la chaîne de valeur (Macombe et al., 2013). Les indicateurs sont définis à ce moment pour ensuite être attribués au groupe concerné (Reitinger et al., 2011).

L'UNEP définit 31 types d'indicateurs de sous-catégorie d'impact qui peuvent être pris en compte dans les études AsCV (UNEP, 2013). Nous avons identifié une seule recherche présentant un cadre théorique pour soutenir le choix des indicateurs (Mathe, 2014). Dans sa recherche, l'auteur propose l'emploi d'une approche participative dans la définition des indicateurs afin de rendre compte de la diversité des points de vue des gens. Macombe et al. (2016) défendent l'usage de ce genre d'approche aussi, mais en utilisant le format d'une communauté de pairs au moment de la définition des indicateurs et dans toutes les autres étapes d'une étude d'AsCV. Ils remarquent aussi l'importance que les participants de la communauté possèdent des connaissances sur l'industrie des produits qui sont évalués.

La deuxième phase est l'inventaire. Deux approches sont actuellement utilisées pour évaluer les impacts/performances sociaux/sociales (Ugaya, 2015) : les points de référence de performance – PRP et les méthodes de voies d'impact (Figure 2.1). Pour les deux approches, le cadre proposé par l'UNEP suggère le terme impact social (Parent et al., 2010). Par contre, l'accent mis sur

l'évaluation est différent dans les deux approches : les entreprises qui produisent les produits et les processus pour le type I et le type II, respectivement (Jørgensen et al. 2008).

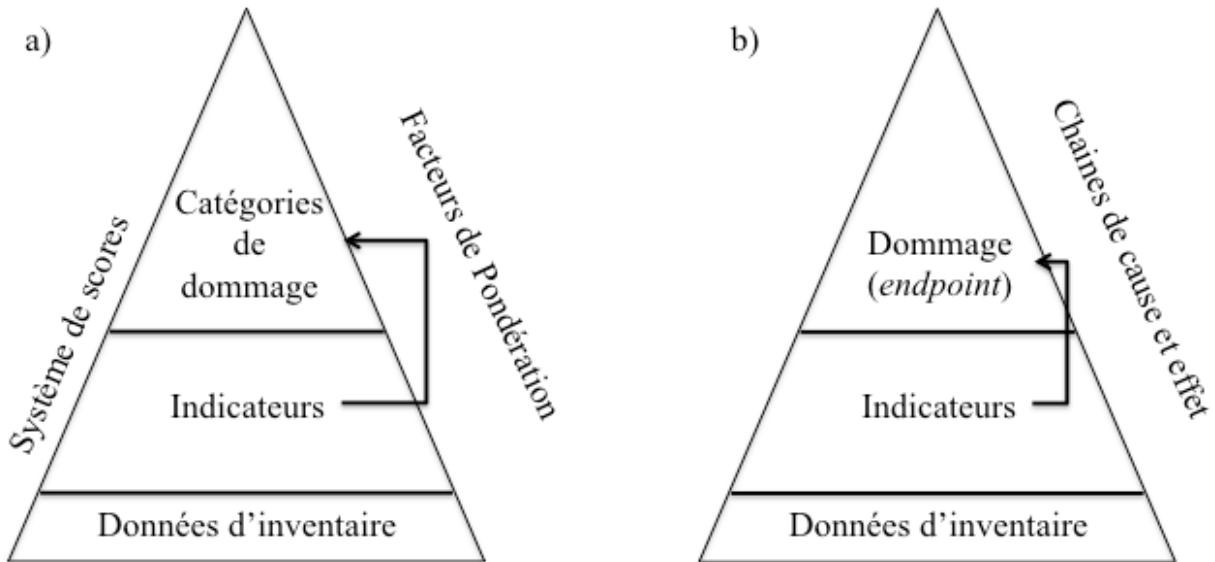


Figure 2.1 – Approches pour « mesurer » l'impact/performance social d'un système de produit.

a) approche type I, b) approche type II. Adaptée de Chhipi-Shrestha et al., 2015.

Dans l'approche type I (figure 2.1 – a), l'analyse se base sur un point de référence utilisé pour définir les niveaux d'impacts des indicateurs. Ensuite, un système de scores est adopté pour les indicateurs et les facteurs de pondération pour le processus d'agrégation au niveau des impacts sur les parties prenantes ou catégories de dommage (Chhipi-Shrestha et al., 2015). Le résultat est la performance sociale du système de produits, ce qui représente la situation de la dimension évaluée dans un contexte social dans l'ensemble du cycle de vie (Parent et al. 2010). L'approche PRP est largement utilisée dans la littérature scientifique.

L'approche type II (Figure 2.1 – b) se base elle sur le concept d'impact social en considérant la nature technique des processus par l'usage des voies d'impact. Les voies d'impact sont la base des modèles de caractérisation au niveau d'agrégation. Donc, les voies d'impact mesurent les impacts des données d'inventaire et il y a une « vraie » évaluation des impacts (Parent et al., 2010; Chhipi-Shrestha et al., 2015). Par contre, Ekener-Peterson et Finnveden, 2013, notent le besoin d'une amélioration substantielle du développement des chaînes de cause et effet des voies

d'impact parce qu'il n'y a aucun consensus scientifique sur ces chaines. Cette lacune n'a pas été étudiée dans notre thèse, puisque nous nous concentrons sur l'approche type I.

Pour le type I, la performance sociale est liée aux comportements des entreprises qui participent de la chaîne du produit (Zamagni et al., 2011). Ainsi, une étude d'AsCV implique une quantité d'évaluations individuelles des entreprises agrégées pour obtenir un profil de l'impact social du produit. Un poids donc doit être attribué pour représenter l'importance de l'entreprise dans le cycle de vie du produit, la variable d'activité (Dreyer et al., 2006).

Dans cette approche, il faut définir les niveaux d'impacts (niveaux de performances qualitatives) pour chaque indicateur. Ils sont définis en tenant compte d'un point de référence de performance spécifique pour chaque indicateur. Il s'agit d'une situation de base pour l'indicateur et constitue la base de la définition des comportements à risque (D), cohérents (C), proactifs (B) et engagés (A). Cependant, il n'existe pas de processus standard pour établir ces niveaux de classification dans approche de type I. Finalement, pour lier les évaluations des compagnies à l'unité fonctionnelle du système étudié, il y a la variable d'activité (Benoît et Mazijn, 2009), qui est définie comme l'importance relative de la phase du cycle de vie (normalement représentée par la compagnie utilisée dans chaque phase du cycle de vie) par rapport à l'ensemble du cycle de vie. Donc, elle est utilisée pour définir la contribution de chaque phase du cycle de vie pour l'ensemble du système produit (Benoît et Mazijn, 2009). Elle est établie selon la quantité d'heures nécessaires pour produire l'unité fonctionnelle du système de produit, la valeur ajoutée par chaque phase du cycle de vie, entre autres (Parent et al. 2010).

Russo Garrido et al. (2016) ont identifié différentes approches de type I pour évaluer la performance sociale d'un système de produits : (i) évaluation fondée sur des normes et des pratiques exemplaires; (ii) évaluation basée sur les normes et les meilleures pratiques et le contexte socio-économique du processus unitaire; (iii) évaluation basée sur un jugement d'expert quant au respect des normes par une entreprise; (iv) évaluation basée sur le jugement d'experts-chercheurs sur les activités des entreprises; (v) évaluation basée sur la position d'une entreprise, d'un secteur ou d'un pays par rapport à une moyenne et, finalement (vi), évaluation basée sur la façon dont les données associées à la performance sociale d'une entreprise ou d'un secteur se comparent à d'autres entreprises ou secteurs alternatifs.

Sur la base de l'évaluation fondée sur les normes et les pratiques exemplaires, Sanchez-Ramirez et al. (2014) ont défini un cadre pour établir les niveaux de classification de leurs indicateurs. Selon ces auteurs, la première étape consiste à définir une exigence de base (seuil de conformité), créant deux classes : conformes et non conformes. La classe conforme peut être divisée en deux sous-classes : cohérente et proactive. Une entreprise est proactive si elle promeut les bonnes pratiques au-delà de la conformité. Les auteurs divisent la non-conformité en deux sous-classes en ajoutant une nouvelle analyse basée sur le contexte dans lequel la compagnie opère. Leur approche fournit quatre niveaux de classification qualitative : A (proactif), B (cohérent), C (non conforme, contexte opérationnel négatif) et D (non conforme, contexte opérationnel positif). Ainsi, les entreprises sont évaluées en fonction de ces niveaux de classification pour chaque indicateur. Cela fournit une évaluation qualitative de la performance sociale d'un système de produits selon chaque indicateur et, comme ça, permet d'obtenir un portrait global du système de produits. Dans cette approche, pour chaque indicateur social, les données sont collectées chez les compagnies. Ce processus est guidé par les indicateurs et leurs niveaux de classification et l'impact de chaque indicateur est défini à partir de l'agrégation des performances des compagnies en utilisant la variable d'activité.

Dans la phase d'analyse d'impact, la performance est calculée sur la base d'analyses de comportement des entreprises et de leurs performances agrégées dans l'ensemble du cycle de vie (Benoît et Mazijn, 2009). Le score d'impact est mesuré en agrégeant les indicateurs en groupes logiques liés aux enjeux sociaux des intérêts apportés aux dimensions sociales évaluées (Parent et al., 2010). Benoît et al. (2010) remarquent que les modèles utilisés dans les processus d'agrégation doivent être formalisés. Ces mêmes auteurs ont identifié le besoin de développer des modèles pour soutenir la définition des systèmes de scores et facteurs de pondération.

Un score selon une échelle linéaire est traditionnellement associé à chaque niveau de classification des indicateurs. L'utilisation de la fonction linéaire pour traduire les niveaux qualitatifs de classification en scores cardinaux est arbitraire et n'a jamais été justifiée, bien que l'approche soit proposée dans plusieurs articles, comme le soulignent Sanchez-Ramirez et al. (2014), Dreyer et al. (2010) et Vinyes et al. (2013). C'est-à-dire que la traduction des niveaux d'impact A, B, C, D suit une échelle ordinaire 4, 3, 2, 1. De plus, les recherches proposent les mêmes scores pour tous les indicateurs, même si les descriptions pour les niveaux d'impacts A, B, C et D sont différentes pour chacun des indicateurs. Ce genre d'hypothèse arbitraire a été

identifié par Chhipi-Shrestha et al. (2015) dans quelques recherches (Foolmaun et Ramjeeawon, 2013 ; Apacana et Salhofer, 2013), même s'ils utilisent différentes méthodes pour la définition des systèmes de scores. Le même type d'hypothèse arbitraire implicite se rencontre dans la recherche de Vinyes et al. (2013), où les auteurs ont agrégé les résultats à partir d'un score lié à chaque impact normalisé. Cela implique une distance égale entre les niveaux de classification lorsqu'ils sont traduits en valeurs ordinales pour tous les indicateurs.

Du côté agrégation des indicateurs, l'hypothèse d'égalité est normalement utilisée. Par contre, Chhipi-Shrestha et al. (2015) ne sont pas d'accord avec cette hypothèse et affirment que les indicateurs dans l'AsCV n'ont pas une importance égale et qu'il est nécessaire de développer de nouvelles approches pour la définition des facteurs de pondération. Russo Garrido et al. (2016) ont identifié quatre approches actuellement utilisées dans les études d'AsCV dans le but d'agréger les performances des différents indicateurs à partir des facteurs de pondération (illustrés dans le tableau 2.1) : (i) facteurs de pondération égaux pour tous les indicateurs; (ii) facteur de pondération maximale pour l'indicateur avec la pire performance; (iii) facteurs de pondération établis selon les perceptions des parties prenantes, des experts ou des utilisateurs et (iv) facteurs de pondération établis selon les conventions internationales. Cette procédure est acceptée par les directives de l'UNEP si le processus est transparent (Benoît et Mazijn, 2009).

Tableau 2.1 – Approches mises en place pour la définition des facteurs de pondération dans les études d'AsCV type I

Approches utilisées dans la génération des facteurs de pondération	Représentation mathématique	Exemples
Facteurs de pondération égaux	$WF_i = \frac{j}{\sum j} \times 100$	Sanchez Ramirez et al. (2014); Folmaun and Ramjeeawon (2012); Ciroth and Franz (2011); Revéret et al. (2015); Manhart and Griesshammer (2006); Tsurukawa et al. (2011)
Facteur de pondération maximal sur l'indicateur avec la pire performance	$\text{If } j \rightarrow \text{pire performance dans l'ensemble } I \rightarrow FP_j = 1$ $\text{If } j \rightarrow \text{n'est pas la pire performance dans l'ensemble } I \rightarrow FP_j = 0$	Ekener-Petersen and Finnveden (2013)
Perception des parties prenantes, experts ou des utilisateurs	      $E = \{\text{experts utilisés dans l'évaluation des performances sociaux}\}$	Manik et al. (2013) Hosseinjou et al. (2014) Dong et Thomas Ng (2015)
Facteurs de pondération établies selon les conventions internationales	   $N = \{\text{ensemble de conventions internationales}\}$	Beaulieu et al. (2014)

Macombe et al. (2016) défendent l'usage d'une communauté de pairs pour inclure la variété d'opinions des gens quant à l'évaluation et l'agrégation. Cette variété existe à cause des différentes convictions de chacun. Chaque personne est unique et a vécu des expériences distinctes, ce qui explique la diversité de leurs pensées. Mathe (2014) observe aussi le besoin d'utiliser des approches participatives pour les évaluations sociales; l'absence de ces approches est vue comme une des lacunes de l'AsCV qui n'a pas encore été résolue.

Comme dernière étape des études d'AsCV, nous avons la phase d'interprétation. Elle fournit des informations pour appuyer le processus décisionnel (Jollet et al., 2010; Vinyes et al., 2013). Par contre, pour qu'il soit possible de prendre des décisions à partir des études d'AsCV, il y a encore un besoin de développements méthodologiques dans les phases précédentes.

2.1.2 Les limites actuelles de l'approche type I de l'AsCV

Jørgensen et Jørgensen (2010) ont compris que pour améliorer les conditions sociales du cycle de vie d'un produit, il est nécessaire de fournir une évaluation plus robuste. Le fait qu'ils critiquent les systèmes de scores et de pondération montre une lacune importante dans les études d'AsCV parce qu'il n'existe pas de méthode ou de lignes directrices pour répondre à ces besoins (Benoit et al., 2010; Chhipi-Shrestha et al., 2015; Hosseiniou et al., 2014). Prendre en compte des approches participatives dans l'évaluation des impacts sociaux est aussi un aspect qui n'a pas encore été touché, comme Mathe (2014) l'a expliqué.

Finalement, après avoir discuté au-dessus les recherches actuelles, nous soulignons quelques faiblesses importantes associées à l'approche type I dans les AsCV qui posent des problèmes au moment du calcul des performances sociales :

- La variété des méthodes pour la définition des niveaux de classifications des indicateurs sociaux impose le besoin d'une customisation des échelles de traduction de la qualitative en quantitative en fonction des leurs spécificités. La manière actuelle de traduire les niveaux de classification qualitative en scores repose sur une hypothèse arbitraire de linéarité pour tous les indicateurs sociaux. Ce choix arbitraire ne rend pas contre des caractéristiques uniques des indicateurs, ni des différents processus de définition des

niveaux de classification, ce qui provoque une mauvaise « quantification » des performances sociales.

- Il y a un manque de discussions des processus d'agrégation des performances sociales dans les divers indicateurs à partir des jugements de valeur des gens.
- Aucune recherche actuelle ne tient compte de l'incertitude des choix de valeur dans les études d'AsCV selon une approche participative. Par contre, cet élément est toujours présent à cause de la diversité des opinions des gens et son manque d'incorporation au sein des études AsCV reste une lacune importante à remplir pour améliorer la présentation et l'interprétation des performances quantitatives.

Donc, nous proposons des approches capables de répondre aux limitations identifiées au-dessus. Nos contributions sont liées à l'évaluation et à la quantification des impacts sociaux dans la phase d'impact du cycle de vie. La figure 2.2 positionne les contributions apportées par notre thèse aux études d'AsCV.

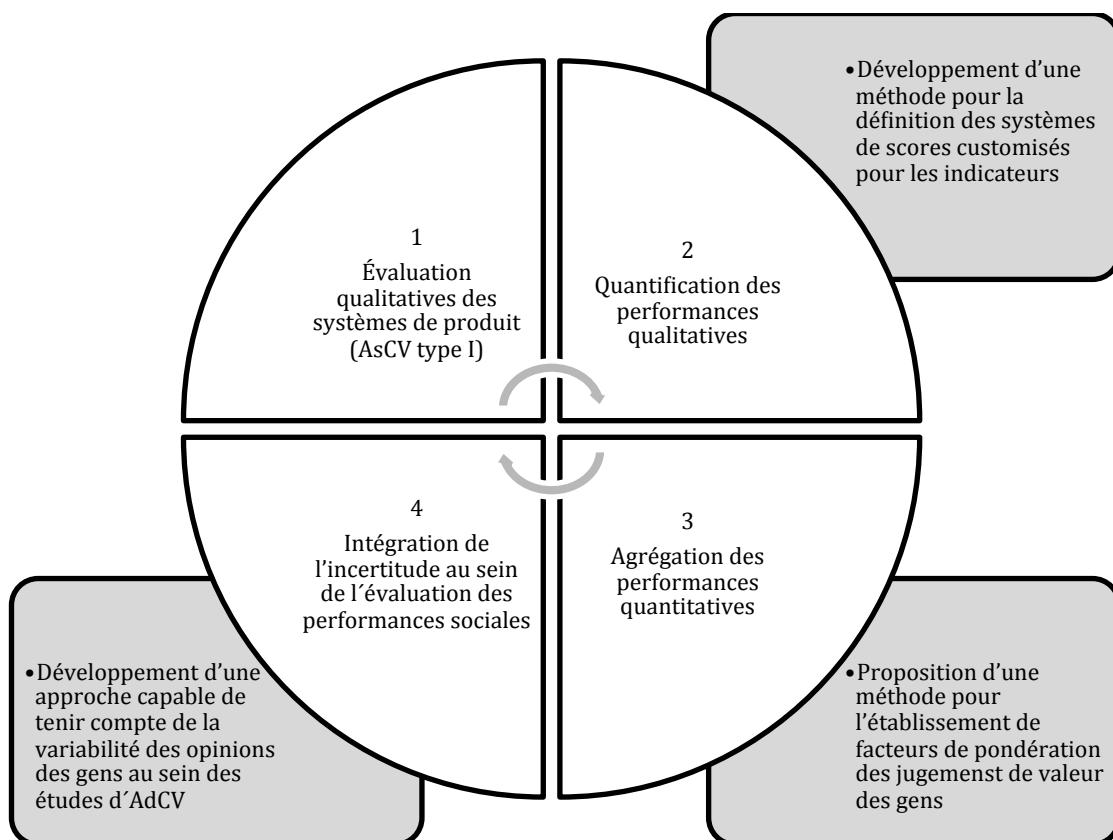


Figure 2.2 – Positionnement des contributions apportées par notre thèse au sein des études d'AsCV

2.2 L'Analyse de durabilité du cycle de vie et la prise de décision

2.2.1 Concepts de base de l'analyse de durabilité du cycle de vie

Les décisions au sein des compagnies prennent en considération les informations disponibles, qui, normalement, mettent l'accent sur la maximisation du profit à court terme, ce qui est contraire au concept de durabilité (Heijungs et al., 2010).

Le débat sur le développement durable a provoqué une évolution des méthodes pour mesurer les performances/impacts environnementaux, sociaux et économiques (Jørgensen et al., 2008). Selon Zamagni (2012), le concept de durabilité demande aussi une perspective d'évaluation au niveau des systèmes. Ce genre de perspective est au cœur de l'approche cycle de vie. Finkbeiner et al. (2010) défendent l'utilisation de cette approche dans le but d'obtenir des évaluations de durabilité plus fiables et robustes.

L'analyse de la durabilité du cycle de vie (AdCV) des produits est une source d'information holistique pour appuyer les processus de prise de décision en vue d'une production et d'une consommation durables (Keller et al., 2015; Traverso et al., 2012). La mise en place du développement durable passe donc par la participation des gens et des compagnies dans les décisions de production et de consommation. L'approche cycle de vie peut aussi favoriser et promouvoir ce genre de participation (Traverso et al., 2012). Par contre, opérationnaliser la diversité des opinions sur le cycle de vie dans les processus de prise de décision n'est pas évident. Selon Finkbeiner et al (2010), l'application du concept de durabilité dans les compagnies continue à être un défi à vaincre.

La prise en compte de l'approche cycle de vie pour les trois dimensions de la durabilité peut être considéré comme trois perspectives différentes sur le même système de produit à cause de la variabilité des mesures incluses au sein de chaque volet (Heijungs et al., 2010).

Sala et al. (2013) défendent le développement d'études d'AdCV qui : i) garantissent une perspective holistique lors de l'évaluation des performances; ii) proposent des méthodologies orientées au support des décisions; iii) fournissent des solutions transparentes et solides; iv) encouragent l'interaction entre les parties prenantes impliquées dans le développement, l'application et l'utilisation des résultats de la LCSA et v) fournissent une évaluation intégrée.

Selon Traverso et al. (2012), l'objectif de l'AdCV n'est pas de décider sur la production d'un produit, mais plutôt d'informer les décideurs sur ses performances selon les trois volets de la durabilité pour appuyer des décisions plus durables. La façon de communiquer les résultats de l'AdCV est un élément clé qui peut avoir des impacts sur le développement durable de la société. Par contre, il n'y a pas encore de moyens de présenter aux décideurs les résultats de manière efficace (Finkbeiner et al., 2010). L'intégration de l'incertitude des performances de l'AdCV dans les processus décisionnels a été définie par Zamagni (2012) comme un défi supplémentaire à vaincre. La Figure 2.3 illustre l'utilité des études d'AdCV pour les prises de décisions au niveau des compagnies.

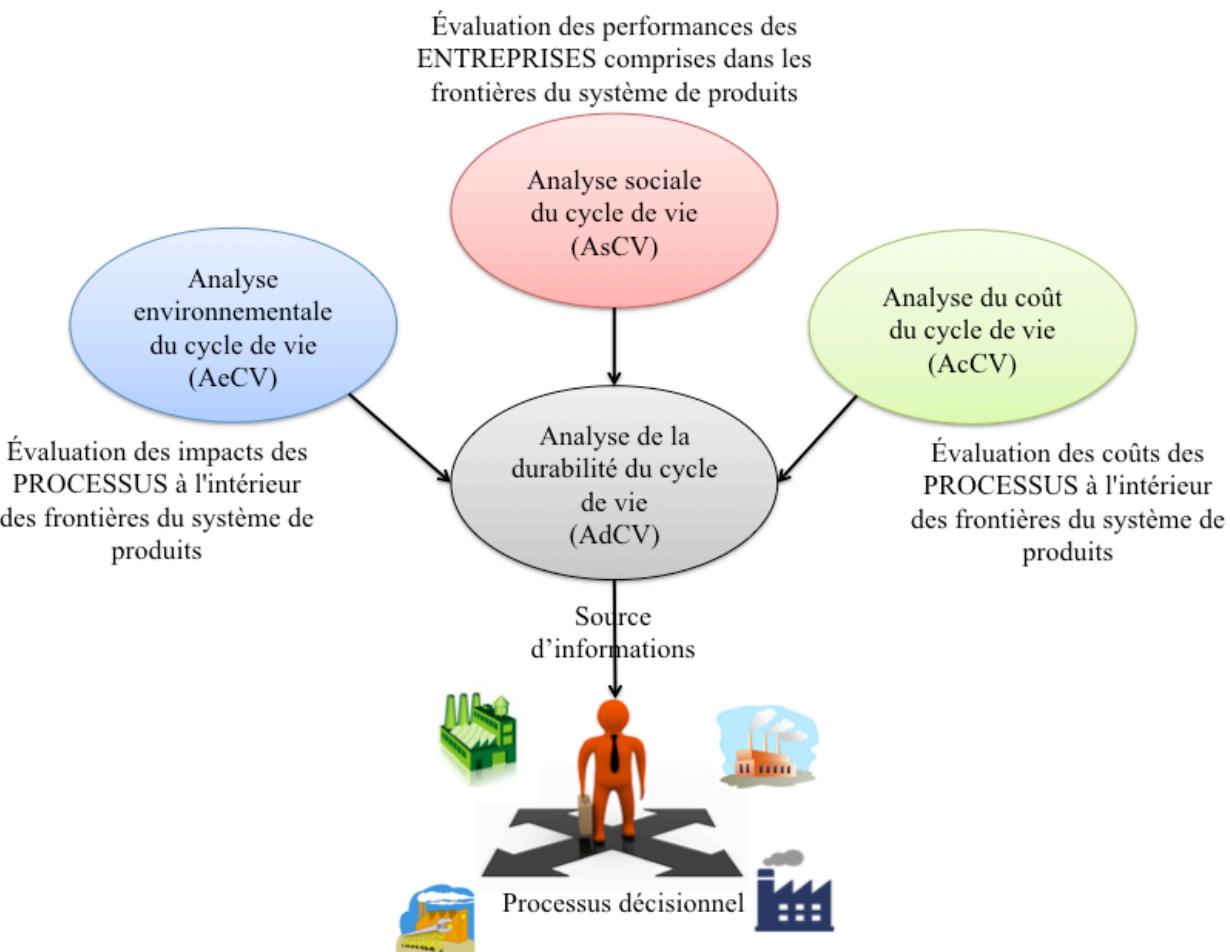


Figure 2.3 – Les trois dimensions d'une étude AdCV

Différents types d'indicateurs sont utilisés pour mesurer la durabilité d'un système de produits. Pour évaluer la performance environnementale, on utilise les catégories de dommage, comme la santé humaine, la qualité des écosystèmes, les ressources et le réchauffement climatique (en tenant compte de la méthode Impact 2002+, par exemple). Les dimensions sociales, telles que les travailleurs, la société, la communauté locale, les acteurs de la chaîne d'approvisionnement et les consommateurs (par exemple, l'approche de type I dans l'AsCV), sont utilisées pour évaluer la performance sociale. Enfin, le coût du cycle de vie (AcCV) peut être utilisé pour évaluer la performance économique. Les résultats de l'AdCV pourraient être trop désagrégés et, en tant que tel, trop difficiles à comprendre et à interpréter par les décideurs (Traverso et al., 2012). L'utilisation de ces indicateurs en combinaison dans le cadre d'un processus de prise de décision constitue donc un défi, car la probabilité qu'un système de produit spécifique présente les meilleurs résultats pour tous les indicateurs est faible.

Halog et Manik (2011) soulignent les caractéristiques qui augmentent la complexité de l'utilisation des résultats de l'AdCV dans les processus décisionnels : (i) les indicateurs sont multidimensionnels (chaque indicateur est exprimé en différentes unités), (ii) les objectifs sont contradictoires (il est impossible de maximiser les performances de tous les indicateurs) et (iii) l'incertitude est associée à l'évaluation de la performance.

Bien que l'agrégation des résultats de l'AdCV soit utile pour la prise de décision, Bengtson (2001) soutient que les résultats agrégés peuvent être considérés comme une simplification et que des connaissances supplémentaires sont nécessaires pour comprendre la signification de cette mesure. Ainsi, un processus structuré et transparent est nécessaire lors de la mise en œuvre du procédé d'agrégation. Laurin et al. (2016) insistent sur l'importance d'informer les décideurs de façon appropriée et sur le besoin de méthodes qui permettent d'aborder les *trade-offs* quand les études d'AdCV sont prises en compte dans les processus décisionnels.

Finkbeiner et al. (2010), Vinyes et al (2013), Lora et al. (2011) et Bachman (2013) donnent de l'importance à l'utilisation des méthodes d'analyse multicritères d'aide à la décision (*multiple criteria decision analysis - MCDA*) pour appuyer la prise de décision impliquant des résultats de l'AdCV.

Laurin et al. (2016) notent également l'utilisation de cette approche lors de la comparaison des systèmes de produits, en améliorant le domaine d'études d'ACV par l'analyse des

recommandations de compromis. L'Approche multicritère d'aide à la décision est donc une approche intéressante pour appuyer la prise de décision, car elle aborde les caractéristiques multidimensionnelles, les objectifs contradictoires et les performances incertaines (Halog et Manik, 2011).

2.2.2 Concepts de base de l'analyse multicritère d'aide à la décision

Dans un contexte de développement durable, les gestionnaires doivent prendre des décisions basées sur les performances des différents volets de la durabilité, ce qui mène à une situation de décision multicritère. Roy (2005) définit l'aide à la décision comme une activité ou un processus qui supporte l'obtention d'éléments de réponses de manière à clarifier et, généralement, à recommander une alternative parmi un ensemble de solutions possibles.

Le grand avantage de l'approche multicritère est la capacité de considérer un nombre relativement grand de critères au moment de prendre une décision, contrairement aux modèles des approches monocritères (Shärlig, 1985), plus limités.

Le même auteur définit quelques étapes communes à toutes les méthodes multicritères d'aide à la décision : 1) définition d'une liste de solutions possibles; 2) définition des critères à considérer au moment de l'évaluation des alternatives; 3) jugement de chacune des solutions possibles à la lumière de chaque critère et 4) agrégation des jugements pour définir la solution détenant la meilleure évaluation selon les critères.

Dans la première étape, il faut définir les solutions possibles. Ces solutions sont expliquées comme des actions potentielles. Un ensemble A comporte toutes ces actions. Il est important de remarquer qu'il n'est jamais complet, mais qu'il doit être le plus complet possible (Shärlig, 1985). Une action potentielle est définie comme les options qui constituent l'objet de la décision, ce qui signifie des alternatives effectivement possibles d'être choisies (Roy, 2005). Donc, il faut identifier l'ensemble A, tel que :

$$A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$$

où m est le nombre d'actions potentielles.

Dans le contexte d'une décision basée sur l'analyse de la durabilité du cycle de vie (AdCV), l'identification de cet ensemble permet de faire une analyse plus détaillée des caractéristiques des systèmes de produits pour mieux explorer le problème et les possibilités de choix entre les alternatives.

À partir de cette réflexion, l'étape suivante est la définition de l'objectif du modèle, par exemple, « choisir un système de produit en envisageant une alternative durable », ce qui signifie faire un choix en tenant compte de la minimisation du coût et des impacts environnementaux et la maximisation des avantages sociaux. L'objectif du modèle est la base pour l'établissement des critères qui seront observés au moment de l'évaluation des alternatives.

Ces critères doivent comporter la problématique de décision en entier et considérer toutes les caractéristiques du problème. Shärlig (1985) définit que la famille de critères doit être établie selon trois caractéristiques : a) elle doit être constituée à partir d'une recherche exhaustive; b) elle doit être minimale et non redondante et c) les critères doivent être indépendants entre eux, ce qui signifie qu'un critère ne peut pas influencer la performance des autres critères.

Dans le cas d'un problème décisionnel multicritère sur la durabilité, les indicateurs proposés par les méthodes basées sur l'approche cycle de vie peuvent être considérés comme des critères de décision, dans le but de rendre une analyse de durabilité plus holistique.

Dans le cas d'un choix entre différents systèmes de produits possibles à partir d'études d'AdCV, il y a trois familles de critères : les indicateurs environnementaux (*endpoints* – catégories de dommage définies selon la méthodologie ACV utilisée pour calculer les impacts), économique (performance AcCV) et sociaux (parties prenantes). Les critères peuvent aussi être établis à partir des *midpoints* (indicateurs comportés par chaque *endpoint* qui sont agrégés par une chaîne de cause et effet) d'une étude d'ACV. Toutefois, la quantité des critères augmente beaucoup, entraînant un accroissement significatif de la complexité du problème de décision.

Il faut ensuite définir les échelles d'évaluation. Dans le contexte d'une prise de décision à partir de l'AdCV, l'échelle est définie en fonction des résultats de chaque action potentielle selon chaque critère évalué. Roy (2005) a identifié deux types principaux d'échelles : l'échelle ordinaire et l'échelle quantitative. Les échelles des critères environnementaux et sociaux sont basées sur les résultats des études d'ACV et, pour le critère économique, l'échelle monétaire est normalement utilisée.

Il faut également déterminer un degré d'importance (poids) pour chaque critère. Du côté des aspects environnementaux, Caillet (2003) a remarqué un dilemme éthique : quoi prioriser entre les *endpoints* ou *midpoints* dans la dimension environnementale? Dans quelles mesures peut-on hiérarchiser la santé humaine, la qualité des écosystèmes, le réchauffement climatique, les ressources et le prix, entre autres? Le même dilemme se rencontre dans le volet social. À ce moment, il faut remarquer que l'approche multicritère d'aide à la décision est basée sur les convictions et les jugements de valeur des décideurs et, à cause de cela, la solution ne saura jamais optimale, mais plutôt une solution idéale (solution de compromis selon les valeurs des décideurs).

Il existe différentes techniques de pondération pour éliciter le système de préférences du décideur. Finkbeiner et al. (2010) et Vinyes et al. (2013) ont défini deux niveaux de hiérarchie pour l'établissement des poids : niveau inférieur (poids au niveau des indicateurs des parties prenantes considérées par la dimension sociale, catégories de dommages considérés par la dimension environnementale et coût d'achat) et niveau supérieur (dimensions économique, sociale et environnementale).

Il n'existe pas de méthode de pondération universellement acceptée (Laurin et al., 2016). Cependant, nous avons observé trois approches largement utilisées dans la littérature scientifique pour définir les facteurs de pondération : la comparaison par paires, l'affectation des ordres de préférences des critères et l'attribution de points. La comparaison par paires est plus précise, mais elle est aussi plus sophistiquée et moins comprise par les décideurs. Elle est actuellement utilisée dans la méthode AHP (Saaty, 2005), par exemple. L'affectation d'ordres de préférence des critères, représentée par la méthode ROC (*rank order centroid*) (Edwards et Barron, 1994), est facilement applicable, car le seul paramètre obligatoire est l'ordre de préférence des critères. Myllyvitta et al. (2012) mettent en évidence cet avantage lorsqu'ils notent que les praticiens de l'ACV ne sont pas à l'aise avec les méthodes d'aide à la décision et que des méthodes simples doivent donc être priorisées. La faiblesse de cette technique est qu'elle produit une approximation grossière parce que le calcul du poids est basé seulement sur le nombre d'indicateurs. L'attribution de points offre plus de souplesse que la définition des pondérations par rapport à l'attribution des ordres de préférence des critères et elle est plus facilement comprise par les décideurs. Le décideur exprime l'importance des indicateurs à chaque niveau hiérarchique en

attribuant une valeur entre 0 et 100. Pour chaque niveau hiérarchique, la somme doit être 100 (Roberts et Goodwin, 2002).

Le support à la prise de décision à partir d'une approche multicritère demande aussi une matrice de jugements. Dans le cadre d'un problème décisionnel à partir des performances de l'AdCV, cette matrice est définie de la manière suivante : chaque ligne représente un système de produit et chaque colonne, un indicateur d'évaluation. Ainsi, chaque élément de la matrice se réfère à l'évaluation d'une action potentielle i dans un critère j . Ce genre de matrice est exemplifié dans le tableau 2.2. Six critères pour faire l'évaluation des systèmes de produits sont indiqués, mais d'autres peuvent être ajoutés en fonction des volets de la durabilité incluse comme critères au moment de la prise de décision. Dans cette matrice, le degré d'importance des critères (facteurs de pondération — FP) doit être indiqué. Le tableau suivant est présenté simplement pour illustrer la façon de construire une matrice de jugements.

Tableau 2.2 – Exemple d'une matrice de jugement

	Critères d'évaluation					
	Santé humaine	Qualité des écosystèmes	Impact sur les ressources	Réchauffement climatique	Coût	D'Autres critères
Degré d'importance (facteurs de pondération)	FP _j	FP _j	FP _j	FP _j	FP _j	FP _j
Système de produits 1	X _{ij}	X _{ij}	X _{ij}	X _{ij}	X _{ij}	X _{ij}
Système de produits 2	X _{ij}	X _{ij}	X _{ij}	X _{ij}	X _{ij}	X _{ij}
Système de produits 3	X _{ij}	X _{ij}	X _{ij}	X _{ij}	X _{ij}	X _{ij}
Système de produits 4	X _{ij}	X _{ij}	X _{ij}	X _{ij}	X _{ij}	X _{ij}

Comme mentionné, chaque ligne représente un système de produits. Ainsi, la séquence des valeurs d'une ligne donne le vecteur d'évaluation du système de produits i ($a_i = (x_{ij}, x_{ij}, \dots) \forall j \in J$), où x_{ij} signifie la performance de l'action potentielle i dans chaque critère j . Ce vecteur informe les conséquences d'une action potentielle spécifique (Shärlig, 1985).

Finalement, vient la dernière étape de l'approche multicritère : l'agrégation. Dans cette phase, il s'agit de trouver une manière de réunir les jugements d'une action selon l'ensemble des critères.

Il existe un grand nombre de méthodes pour effectuer l'agrégation; Guitouni et Martel (1998) les classent en trois groupes : élémentaires, critère de synthèse unique et les méthodes de surclassement.

Les méthodes élémentaires sont les moins sophistiquées et il n'existe pas de technique standard. Les méthodes les plus courantes dans ce groupe sont la somme pondérée, la méthode lexicographique, la méthode conjonctive, la méthode disjonctive et la méthode maxmin (Guitouni et Martel, 1999).

Les méthodes type critère de synthèse unique combinent les performances en un seul score. Cependant, l'agrégation de tous les critères conduit à une perte de nuance. En effet, l'agrégation génère une compensation de performance parmi les performances des critères (Shärlig, 1985). Les méthodes les plus courantes dans ce groupe comprennent la technique à ordonner par similitude à la solution idéale (Topsis) et le processus de hiérarchie analytique (AHP) (Guitouni et Martel, 1998), entre autres.

Finalement, les méthodes de surclassement tiennent compte des aspects de l'intransitivité et de l'incomparabilité lors de la modélisation des problèmes de décision et sont basées sur les analyses de supériorité entre les options pour tous les couples d'alternatives (Chai et al., 2013). Les méthodes les plus courantes dans ce groupe sont la méthode d'organisation du classement des préférences pour l'évaluation de l'enrichissement (Prométhée) et l'élimination et le choix exprimant la réalité (Electre) (Guitouni et Martel, 1998).

À ce moment, il faut aussi expliquer les concepts des problématiques alfa, bêta et gamma dans le cas d'une décision selon plusieurs critères. Dans la problématique alfa, il s'agit de trouver un sous-ensemble avec les meilleures actions potentielles. La problématique bêta implique de faire une sélection des actions et de les classer dans trois catégories : bonnes actions, mauvaises actions et actions qui doivent être évaluées plus précisément. Finalement, la problématique gamma s'occupe de classer des actions potentielles selon une échelle de la meilleure à la moins bonne (Shärlig, 1985). Remarquons que nous utilisons la problématique gamma dans le cadre de notre recherche dans le but de classer les systèmes de produits dans un certain ordre pour faire une recommandation idéale (solution de compromis). Il nous faut donc utiliser des méthodes qui

se prêtent à la cause. Le tableau 2.3 présente la description des méthodes comprises dans le cadre de notre recherche.

Tableau 2.3 – Description générale des méthodes d'aide à la décision utilisés dans notre recherche

Type de méthode d'aide à la décision	Méthode	Description
Élémentaire	Somme pondérée	La performance agrégée globale est obtenue par la somme pondérée des évaluations normalisées de tous les critères. Ces résultats sont utilisés pour classer les alternatives (Guitouni and Martel, 1998).
Single synthesizing criterion	TOPSIS	L'alternative est choisie en fonction de la distance la plus courte entre la solution idéale et la distance la plus longue par rapport à la solution idéale négative, en considérant chaque critère (Qureshi et al. 2007).
	Analytic hierarchy process (AHP)	Le processus est basé sur des comparaisons par paires entre les alternatives considérant une échelle sémantique. Un score unique est calculé pour toutes les alternatives dans tous les critères afin de fournir un classement complet (Saaty, 2005).
Surclassement	Prométhée II	Cette méthode est basée sur une comparaison par paires des alternatives de tous les critères en considérant les seuils de discrimination d'indifférence et de préférence. Les résultats agrégés sont la base pour établir la supériorité d'une alternative par rapport à une autre. Cette méthode propose un ensemble de fonctions de préférence pour modéliser les systèmes de préférence des décideurs (Brans and Mareschal, 2005; Marinoni, 2005; Le Téno and Mareschal, 1998; Goumas and Lygerou, 2000; Hyde et al., 2003).

2.2.3 Le traitement de l'incertitude dans l'approche multicritères d'aide à la décision

Initialement, l'approche multicritère d'aide à la décision n'a pas été conçue pour traiter des données incertaines. Cependant, tous les problèmes de prise de décision concernant les systèmes naturels héritent l'incertitude associée aux données et aux modèles. C'est également le cas lorsque des décisions sont prises à partir des performances de l'AdCV.

Peu de travaux scientifiques (Goumas et Lygerou, 2000, Yang et Wang, 2011, Amiri et al., 2008, Vahdani et al., 2010, Sayyadi et Makui, 2012, Balali et al., 2014, Le Téno et Mareschal, 1998; Qureshi et al., 2007, Zhang et Achari, 2010, Hyde et al., 2003, Marinoni, 2005) abordent les problèmes des méthodes d'aide à la décision en termes d'incertitude. Trois approches sont couramment utilisées pour inclure de l'incertitude: la logique floue, les « *interval numbers* » et les techniques de simulation de Monte-Carlo.

Deux travaux de recherche ont appliqué la logique floue pour inclure des données incertaines dans les méthodes d'aide à la décision (Goumas et Lygerou, 2000; Yang et Wang, 2011). Quelques uns ont abordé le problème de l'incertitude à l'aide d'intervalles (Amiri et al., 2008, Vahdani et al., 2010, Sayyadi et Makui, 2012, Balali et al., 2014, Le Téno et Mareschal, 1998, Qureshi et al. Zhang et Achari, 2010). Enfin, deux publications abordent l'incertitude par la simulation de Monte-Carlo (Hyde et al., 2003; Marinoni, 2005), une technique largement utilisée pour calculer l'incertitude associée aux résultats de l'évaluation du cycle de vie.

2.2.4 L'Intégration entre les analyses multicritères d'aide à la décision et l'analyse de durabilité du cycle de vie

Nous avons trouvé peu de recherches scientifiques qui discutent l'utilisation de l'approche multicritère d'aide à la décision incluant l'évaluation du cycle de vie dans le but d'une prise de décision durable (Vinyes et al., 2013; Keller et al., 2015; Myllyviita et al., 2012; Hanandeh, El-Zein, 2010 et Traverso et al., 2012).

Les recherches réalisées par Vinyes et al (2013) et Keller et al. (2015) s'appuient sur des procédures d'agrégation arbitraires et sans justification et négligent l'incertitude lors de la sélection d'un système de produits entre un ensemble d'alternatives à partir des résultats de l'AdCV. Myllyviita et al. (2012) ont utilisé l'approche multicritère d'aide à la décision pour identifier et pondérer les catégories d'impact pertinentes lors de l'évaluation des impacts environnementaux de la production de biomasse. Traverso et al. (2012) fournissent un outil pour comparer les systèmes de produits basés sur les performances de l'AdCV. Cependant, il n'est pas clair comment ils ont défini la procédure pour établir les facteurs de pondération et ils ne tiennent pas compte de l'incertitude associée aux résultats de l'AdCV. De leur part, Hanandeh et El-Zein,

2010 ont adapté la méthode Electre III pour rendre compte de l'incertitude associée aux données de préférence en tant que facteurs de pondération lors du choix entre des alternatives basées sur la performance de l'ACV.

Finalement, nous constatons qu'aucune étude n'a mené des analyses incluant l'incertitude associée aux performances de l'AdCV ou aux implications d'un choix entre les différentes méthodes d'aide à la décision existants dans littérature scientifique.

2.2.5 Les limites actuelles de la prise de décision intégrant les études d'AdCV par l'approche multicritère d'aide à la décision

En étudiant les recherches actuelles d'AdCV discutées dans les sections au-dessus, nous avons identifié des limites importantes associées à l'intégration des travaux de l'AdCV dans les processus décisionnels à partir d'une approche d'analyse multicritère :

- La plupart des études actuelles ne tiennent pas compte du volet social;
- L'incertitude des évaluations n'est pas considérée au sein de la prise de décision à partir des modèles d'aide à la décision;
- Un choix arbitraire des méthodes multicritères dans la prise de décision à partir des performances de l'AdCV.

Donc, par rapport au domaine d'études de l'AdCV, nous proposons une nouvelle approche pour répondre aux limitations identifiées au-dessus. Notre contribution est liée à la prise de décision à partir d'études d'AdCV, comme une phase supplémentaire optionnelle après l'évaluation des impacts sur les trois volets de la durabilité. La figure 2.4 positionne les contributions apportées par notre thèse aux études AdCV.

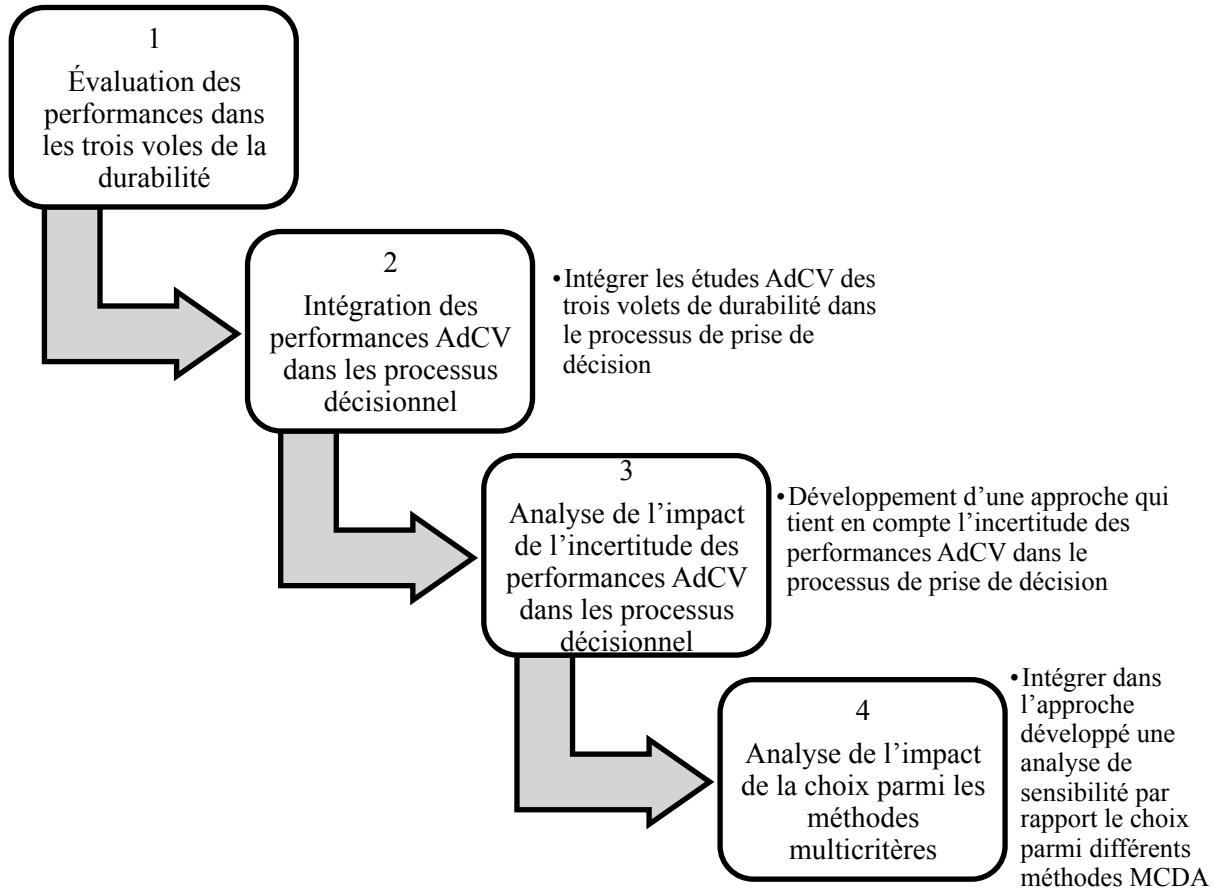


Figure 2.4 – Positionnement des contributions apportées par notre thèse aux études d'AdCV

CHAPITRE 3 OBJECTIFS DU PROJET ET MÉTHODOLOGIE GÉNÉRALE

3.1 Positionnement du projet de recherche

Un des axes du programme de recherche de la chaire du Centre International de Référence sur le Cycle de Vie des Produits, Procédés et Services (CIRAI) est l'opérationnalisation et la mise en œuvre de l'approche cycle de vie dans le but d'orienter les stratégies au niveau des politiques publiques et des compagnies. Notre projet de recherche est attaché à cet axe de la chaire. Une mise en œuvre réaliste de l'approche cycle de vie en milieu organisationnel passe par le développement d'approches/outils qui permettent l'utilisation des résultats de l'analyse de la durabilité du cycle de vie des produits dans un processus de prise de décision. Notre projet va dans cette direction.

3.2 Définition des objectifs du projet de recherche

Notre projet vise donc à promouvoir l'opérationnalisation du concept de durabilité dans les processus décisionnels en milieu organisationnel. L'objectif global de ce projet est de :

« Développer une approche capable d'intégrer les résultats d'études d'Analyse de durabilité du Cycle de Vie aux processus de choix de produits à l'aide de modèles multicritères d'aide à la décision de manière à prendre en compte les incertitudes associées ».

Pour atteindre cet objectif global, nous proposons les trois objectifs spécifiques suivants, qui seront traités dans la suite de ce document :

1. Développer une approche qui permet de tenir compte des spécificités des indicateurs au moment de la quantification et de l'agrégation des performances sociales dans le contexte des études d'AsCV type I visant la comparaison des systèmes de produits.
2. Développer une approche capable de tenir compte des incertitudes des performances liées à la traduction des évaluations sociales qualitatives en performances quantitatives et aux

facteurs de pondération en raison de la subjectivité des jugements de valeur des personnes pour l'approche de l'AsCV type I.

3. Développer une approche qui permet de tenir compte des incertitudes liées aux performances de l'AdCV des systèmes de produits dans les processus de prise de décision en milieu organisationnel en utilisant l'approche multicritère d'aide à la décision de manière à réduire l'excès de confiance des recommandations fournies à partir des résultats d'AdCV déterministes.

Le développement méthodologique ainsi que les résultats obtenus pour chacun des objectifs spécifiques sont présentés sous forme d'articles scientifiques dans les trois chapitres suivants. Mais auparavant, nous discutons les nouveautés apportées par notre recherche et la méthodologie générale adoptée pour atteindre chacun des objectifs spécifiques.

3.3 Méthodologie générale

Cette section présente la méthodologie qui a été mise en place pour le développement de l'approche d'intégration des résultats incertains des études d'AdCV dans le cadre du choix d'un système de produit entre un ensemble d'alternatives possibles.

Notre recherche comprend dix phases distribuées entre les trois objectifs spécifiques. Les quatre premières phases sont utilisées pour l'obtention de la performance sociale quantitative d'un point vu déterministe. Les trois phases suivantes font partie du deuxième objectif dans le but de rendre compte de l'incertitude de l'AsCV. Finalement, les trois dernières phases sont les étapes pour l'obtention du niveau de fiabilité des classements des systèmes de produits à partir des performances incertaines obtenues à partir des études d'AdCV. La Figure 3.1 illustre le schéma méthodologique générale.

L'approche méthodologique proposée a été mise en pratique dans une étude de cas illustrative. Il porte sur un problème décisionnel d'un choix entre quatre fournisseurs potentiels de biodiesel en se basant sur les performances de l'AdCV des systèmes de produits et sur le jugement de valeur du décideur. On remarque que les résultats ne représentent pas des systèmes de produits réels, mais l'étude est plutôt utilisée pour illustrer la praticité de notre approche. Les détails sur les systèmes de produits et la modélisation des impacts sont présentés dans les chapitres suivants.

Les détails sur la méthodologie mise en œuvre pour atteindre chaque objectif spécifique sont aussi discutés dans les articles (trois chapitres suivants).

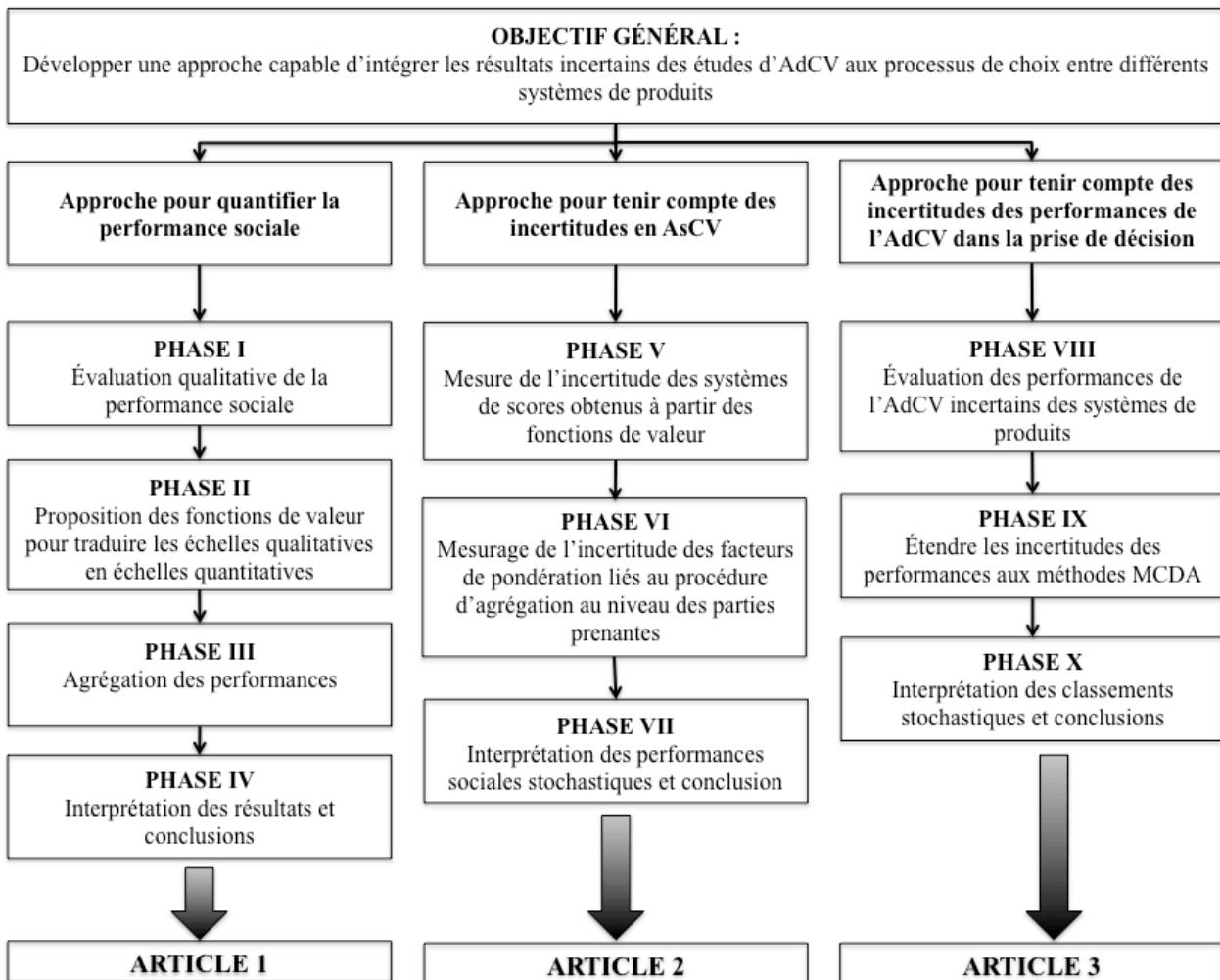


Figure 3.1 – Schéma méthodologique général

3.3.1 Approche pour quantifier la performance sociale

Afin de surpasser les limitations des choix arbitraires dans les AsCV au moment de la définition des facteurs de pondération et des systèmes de scores utilisés pour l'agrégation des performances qualitatives, le premier article propose une approche qui permet d'obtenir un score social agrégé en se basant sur les jugements de valeur d'un groupe d'experts.

La méthodologie du premier article comprend quatre phases : (i) évaluation qualitative de la performance sociale, (ii) proposition des fonctions de valeur pour traduire les échelles qualitatives en échelles quantitatives (iii) agrégation des performances et (iv) interprétation des résultats et conclusions.

Dans la phase i, nous avons sélectionné les indicateurs sociaux liés à chaque partie prenante à partir du guide de l'UNEP. Nous nous sommes inspirés de l'approche type I de l'AsCV (méthode des points de référence) de Sanchez-Ramirez et al. (2014) pour la définition des niveaux d'impact de chaque indicateur.

Ensuite, nous proposons pour chaque indicateur social une fonction de valeur personnalisée, qui peut être linéaire, concave ou convexe. La définition de la courbe représente le jugement de valeur d'un groupe d'experts. Les courbes produisent des scores pour chaque niveau d'impact de chaque indicateur. Donc, à partir des performances qualitatives et des systèmes de scores, il est possible de produire des performances sociales désagrégées des systèmes de produit que nous voulons comparer.

Dans la troisième phase, nous réunissons les performances pour obtenir des scores sociaux agrégés par parties prenantes en deux étapes. Dans la première étape, nous considérons la variable d'activité pour agréger les performances d'ensemble du cycle de vie, tel que prévu par les recherches actuelles en AsCV. Ensuite, nous considérons les facteurs de pondération définis par le groupe d'experts pour agréger les performances.

Finalement, dans la phase d'interprétation des résultats, nous analysons l'impact de la mise en place des fonctions de valeur personnalisées par rapport à la manière actuelle de traduire les performances qualitatives en scores sociaux à partir d'une fonction de valeur linéaire standard pour tous les indicateurs (hypothèse implicite des études d'AsCV).

3.3.2 Approche pour tenir compte des incertitudes dans l'AsCV

Dans le premier article, les fonctions de valeur et les facteurs de pondération sont définis à partir des jugements de valeur du groupe d'experts. Nous considérons la moyenne des points de vue des participants pour produire les variables de transformation des performances qualitatives en scores sociaux quantitatifs agrégés.

Réfléchissant sur les résultats du premier article, nous avons constaté que la façon de penser des gens peut varier beaucoup, même si les participants du groupe d'experts ont un niveau de connaissance équivalent de la méthode d'AsCV et du système de produits évalué. Cette variation peut être expliquée par différentes convictions des gens à cause de leurs expériences de vie et professionnelles uniques à chaque individu, et du fait que la moyenne n'est pas capable de représenter cette diversité à cause de sa caractéristique déterministe. Donc, nous proposons une approche pour intégrer ce genre d'incertitude dans les évaluations sociales du cycle de vie de manière à capturer la variabilité des jugements de valeur des personnes.

La méthodologie du deuxième article comprend trois phases : (v) mesure de l'incertitude des fonctions de valeurs utilisées pour définir les scores des niveaux d'impact des indicateurs (systèmes de scores), (vi) mesure de l'incertitude des facteurs de pondération utilisés dans l'agrégation des performances et (vii) interprétation des performances sociales stochastiques et conclusions.

Dans la phase v, nous proposons trois méthodes potentielles pour rendre compte des incertitudes liées aux jugements de valeur du groupe d'experts. Parmi les trois alternatives, nous avons choisi le « *random projection score technique* » parce que c'est la seule technique capable de prendre en compte la variabilité des opinions des gens sur chaque indicateur considéré dans l'étude d'AsCV à partir d'une fonction de densité de probabilité. À partir des fonctions de probabilité, nous simulons différents systèmes de scores en utilisant la simulation de Monte-Carlo.

Ensuite, en utilisant les paramètres obtenus à partir des jugements de valeur des participants d'un groupe d'experts, nous simulons les facteurs de pondération. Dans ce cas, nous utilisons aussi la simulation de Monte-Carlo pour créer les simulations, tel qu'utilisée pour la génération des systèmes de scores à l'étape précédente.

À partir des évaluations qualitatives, des ensembles de systèmes de scores et des facteurs de pondération, nous avons agrégé les performances des systèmes de produits comme nous l'avons fait dans le premier article. Par contre, dans ce cas, nous obtenons des ensembles de performances agrégés pour chaque système de produit.

Finalement, il nous reste à analyser les performances sociales stochastiques produites par notre modèle. Dans ce cas, nous comparons les scores sociaux agrégés des systèmes de produits dans chaque simulation pour chaque partie prenante de manière à obtenir la probabilité qu'un système

de produit présente la meilleure performance dans chaque dimension sociale évaluée (dimension sociale évaluée). Ce genre d'analyse permet d'évaluer le niveau de confiance du choix d'un système de produit par rapport aux autres selon chaque dimension sociale évaluée.

3.3.3 Approche pour tenir compte des incertitudes des performances de l'AdCV dans la prise de décision

L'évaluation des performances des systèmes de produit dans chaque volet de la durabilité est incertaine et peut varier beaucoup à cause des paramètres du modèle d'évaluation des impacts et des données d'entrée. Différentes sources d'incertitudes sont présentes dans les études environnementales, sociales et économiques en considérant la perspective de l'analyse du cycle de vie. Il est donc nécessaire de tenir compte de ces incertitudes au moment de décider. Le troisième article traite du moyen de tenir compte des incertitudes des performances de l'AdCV dans un processus de prise de décision.

La méthodologie du troisième article comporte aussi trois phases : (viii) évaluation des performances incertaines (ix) étendre les incertitudes des performances de l'AdCV aux méthodes d'aide à la décision et (x) interprétation des classements stochastiques proposés par eux, suivie de nos conclusions.

L'obtention des performances incertaines a suivi la méthode impact 2002+ (Jolliet et al., 2003) pour le volet environnemental et l'approche proposée dans le deuxième article pour le volet social. Pour le volet économique, nous avons considéré le prix d'achat (variable déterministe). L'AcCV peut être utilisée au besoin, tel comme il sera illustré au chapitre 7. Pour représenter l'incertitude des évaluations, nous avons aussi généré les performances à partir de la simulation de Monte-Carlo.

Ensuite, pour étendre les incertitudes des évaluations aux modèles décisionnels, nous avons utilisé quatre modèles d'aide à la décision (Somme pondérée, AHP, Topsis et Prométhée II). Ces modèles ont été choisis en fonction du type de résultats fournis (méthodes multicritères qui donnent des classements complets), de la facilité d'être mis en pratique sans un logiciel spécifique (facilité d'être utilisé dans les logiciels génériques, par exemple Microsoft Excel) et du type de paramètre demandé au décideur (concept du paramètre facile d'être compris par le

décideur dans un processus d'élicitation direct des préférences). Chaque méthode demande différents paramètres, par exemple, les poids de chaque critère (toutes les méthodes), les zones d'équivalence, préférence faible et préférence stricte (pour la méthode Prométhée II) et les échelles sémantiques pour la méthode AHP. Ces paramètres ont été définis à partir d'une entrevue avec le décideur de notre étude cas illustratif. Finalement, en utilisant les paramètres acquis avec le décideur et les performances environnementales, sociales et économiques, nous avons mis en pratique les méthodes d'aide à la décision en Excel. Nous avons roulé chaque modèle 1000 fois, équivalent à la quantité de simulations de Monte-Carlo que nous avons réalisées pour générer l'ensemble des performances environnementales et sociales. Donc, nous avons obtenu 1000 comparaisons entre les systèmes de produits, dont chacune donne un ordre de préférence.

Dans la dernière étape, nous analysons la probabilité des classements des systèmes de produit. Cela génère le niveau de confiance du classement général de manière à surpasser la surestimation des recommandations obtenues à partir du classement établi en utilisant les performances déterministes.

CHAPITRE 4 ARTICLE 1: CUSTOMIZED SCORING AND WEIGHTING APPROACHES FOR QUANTIFYING AND AGGREGATING RESULTS IN SOCIAL LIFE CYCLE IMPACT ASSESSMENT

4.1 Présentation de l'article

Le manuscrit qui suit présente le développement méthodologique proposé pour quantifier et agréger les performances de l'analyse sociale du cycle de vie. Il a été rédigé sous la supervision des professeurs Pierre Baptiste et Manuele Margni.

Il a été soumis le 25 août 2016 à l'*International Journal of Life Cycle Assessment* et approuvé pour publication le 6 février 2017 (doi : 10.1007/s11367-017-1280-4).

4.2 Manuscrit

4.2.1 Introduction

In recent years, social life cycle assessment (SLCA) has emerged as an approach to assess the positive and negative social aspects in the life cycle of a product, from raw materials extraction to final disposal (Benoit et al., 2010). Zamagni et al. (2011) and Vinyes et al. (2013) observed that there were few case studies in SLCA and as such were claiming that others are required to evaluate its application. According to Benoit et al. (2010), SLCA should be used to increase knowledge, clarify choices and promote the improvement of social conditions in the life cycle of products.

The approach may also be used to inform the decision-making process (e.g. to choose between two product systems, support responsible sourcing and supplier selection, improve management systems, foster responsible investment decisions, improve product design and optimize existing processes). However, there is no evidence of the use of SLCA for decision support (Jørgensen, 2013).

SLCA evaluates how life cycle activities affect people (Dreyer et al. 2006). These activities are assessed based on the behaviours of the companies that are involved in the product system. Thus, it measures the social and socio-economic impacts in a supply chain (Benoît and Mazijn, 2009).

As in environmental LCA (ISO 14044, 2006), SLCA is applied in four phases: definition of the goal and scope of study, life cycle inventory analysis, life cycle impact assessment and results interpretation. The main difference between the environmental and social approaches is in the way that the potential impacts are assessed.

Goal and scope: The same system boundaries as the environmental dimension are traditionally applied in SLCA, as per Vinyes et al. (2013). We observe the same for the functional unit. To measure social performance, subcategory indicators related to each stakeholder dimension are considered, such as workers, local community, society, consumers and participants in the value chain (Maccombe et al., 2013). They may be defined in this phase and then assigned to the relevant stakeholder group (Reitinger et al., 2011). UNEP defines 31 types of impact subcategory indicators that may be considered in SLCA studies (UNEP, 2013).

Life cycle inventory analysis: Two approaches are currently used to assess social impacts (Ugaya, 2015): performance reference points (PRP) and social pathways. The first approach (type I) provides a qualitative assessment of the social performance of a product system's activity. Scores attributed to the classification levels of the subcategory indicators generally express the qualitative assessment. The second approach (type II) requires substantial improvement in the development of cause and effect chains (Ekener-Peterson and Finnveden, 2013) and was not further considered in this study.

Considering type I approach, for each subcategory indicator, the classification levels are defined considering a performance reference point and data are collected. This process is guided by the selection of the impact subcategories identified in the goal and scope of the study and the activity variable is used to define the contribution of each phase of the life cycle for the entire product system (Benoît and Mazijn, 2009).

The PRP approach is widely used in scientific literature and indicated in UNEP guidelines to establish the classification levels of the indicators. It provides a basic requirement situation for the indicator and is the basis of the definition of risk, consistent, proactive and engaged

behaviours (Benoît and Mazijn, 2009). However, there is no standard process to establish these classification levels, considering type I approach.

Russo Garrido et al. (2016) identified different type I approaches to assess the social performance of a product system: (i) assessment based on standards and best practices; (ii) assessment based on standards and best practices and the socioeconomic context of unit process; (iii) assessment based on expert judgment on a business' compliance with standards; (iv) assessment based on researcher expert judgment on business' activities; (v) assessment based on a business, sector or country's position with regards to an average and (vi) assessment based on how the data associated with the social performance of a business or a sector compare to other alternative businesses/sectors.

Based on the assessment based on standards and best practices approach, Sanchez-Ramirez et al. (2014) defined a framework to establish the classification levels of their indicators. According to the authors, the first step is to define a basic requirement (compliance threshold), creating two classes: compliant and non-compliant.

The compliant class may be divided into two subclasses: consistent and proactive. A company is proactive if it promotes good practices beyond compliance. The authors divide non-compliance into two subclasses by adding a new analysis based on the context in which the company operates. This investigation provides four classification levels, A (proactive), B (consistent), C (non-compliant, negative operation context) and D (non-compliant, positive operation context). Thus, companies are evaluated based on these classification levels for each indicator.

Life cycle impact assessment : The quantitative performance is calculated based on companies' behaviour analyses (Benoît and Mazijn, 2009). The impact score is measured by aggregating the indicators in logical groups related to the social issues of interests to stakeholders' dimensions and decision makers (Parent et al., 2010). A linear scale score is traditionally associated with each classification level of the subcategory indicators. The use of the linear function when translating qualitative classification levels into cardinal scores is arbitrary and was never justified despite the fact that the approach is proposed in several papers, as Sanchez-Ramirez et al. (2014), Dreyer et al. (2010) and Vinyes et al. (2013). In addition, they propose the same score sets for all subcategory indicators. We also remark these two limitations in the scoring methods identified in the critical review about SLCA development realized by Chhipi-Shrestha et al. (2015).

Different methods exist to perform the aggregation. Dong and Thomas Ng (2015) propose a survey of decision-makers and society in general to obtain weighting factors to establish the importance of the subcategory indicators.

However, they argue that it is impossible to guarantee that an expanded group of stakeholders has sufficient knowledge to assess the importance of each indicator. Integrating the value judgment of SLCA experts should be considered. Hosseiniou et al. (2014) used the Analytic Hierarchy Process (AHP) to generate the weights between the subcategory indicators. This method, however, is hard to be understood and can lead to weighting factors not representing the value judgment of the SLCA group of experts.

Interpretation: The interpretation phase provides information to support the decision-making process (Jolliet et al., 2010; Vinyes et al. 2013). Considering SLCA's current level of development, practitioners cannot measure social impacts but only describe social performance (Macombe et al. 2013).

Finally, we identified two weakness of SLCA that may diminish the accuracy of the results:

- The method used to translate the qualitative classification levels into scores relies on an arbitrary linearity assumption for all subcategory indicators. This implies equal distance between the classification levels when translated into cardinal values.
- Applying sophisticated MCDA methodologies to define the weighting factors is heavy and – if not well understood – has the risk to generate sets of weighting factors that don't represent the value judgement of the decision makers and sLCA experts.

Jørgensen and Jørgensen (2010) understood that to improve the social conditions in a product's life cycle, it is necessary to provide a more robust assessment. Addressing the scoring and weighting systems is an important gap in SLCA (Benoit et al. 2010). There is no method or guidelines for the scoring and aggregation procedures (Benoit-Norris et al. 2011)—the main objective of this research work.

We therefore propose : 1) a scoring approach to translate the qualitative classification levels of subcategory indicators into quantitative performance scores that goes beyond the implicit linearity assumption and accounts for a customized value function based on SLCA expert

judgment; 2) a simplified process to define the weighting factors based on SLCA expert judgment used in aggregation. We then tested our approach into a illustrative case study.

4.2.2 Methods

Figure 4.1 describes the approach for the quantitative assessment of the social performance of product systems. It is structured in four phases: i) qualitative assessment; ii) definition of value function; iii) aggregation and iv) results' interpretation.

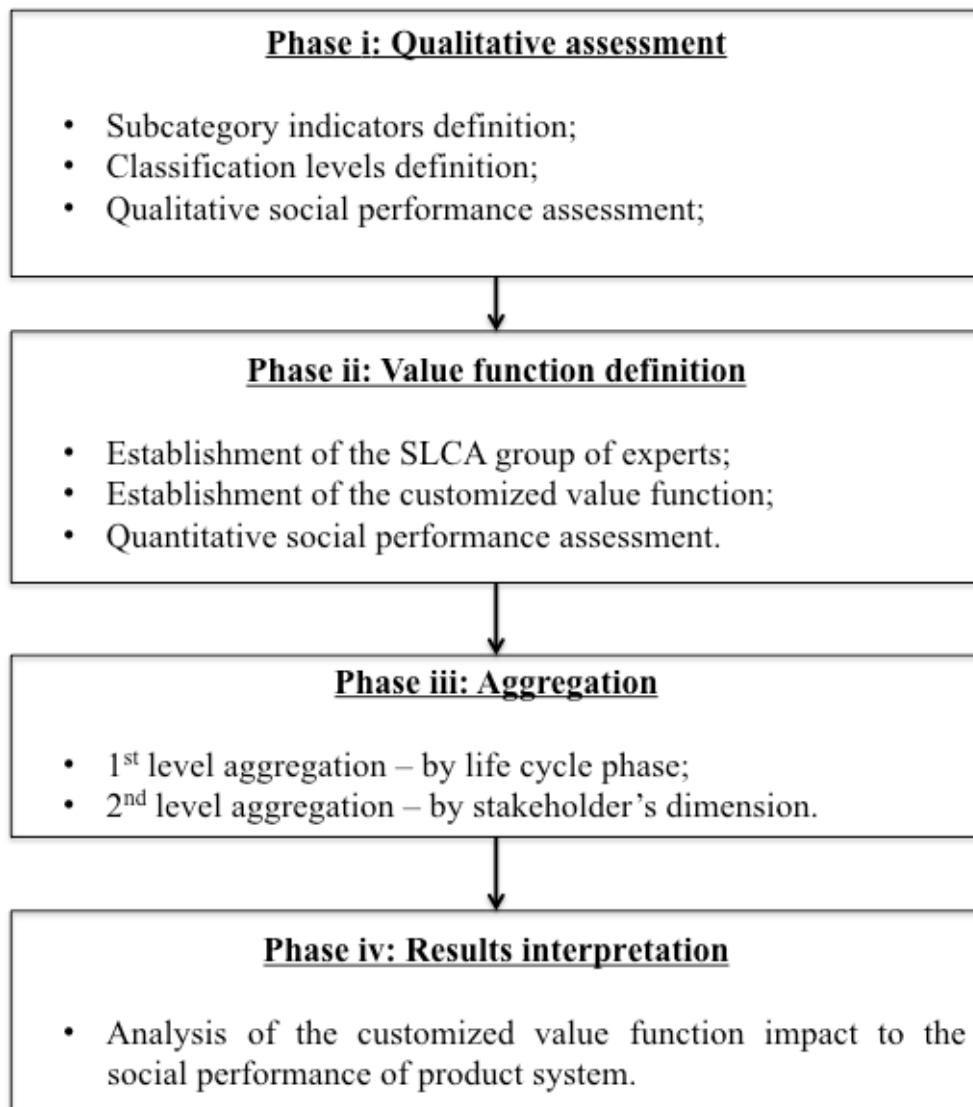


Figure 4.1 – Method to quantify the social performances of product systems

The contribution of this research is the definition of customized value functions (phase ii) and the development of a weighting scheme to aggregate the subcategory indicators into stakeholder dimension indicators (phase iii). Both contributions on phases (ii and iii) can be used to conduct SLCA studies based on type I approach when translating qualitative performances into social scores.

4.2.2.1 Qualitative assessment

To assess social performance, we selected the sub-category indicators based on the 31 indicators set out by UNEP (UNEP, 2013). This choice was made based on our best knowledge of a relevant set of indicators for this case study. We considered the Performance Reference Point technique (PRP) to establish four classification levels (A, B, C and D) for each subcategory indicator (Figure 4.2) based on the framework proposed by Sanchez Ramirez et al. (2014). This framework was chosen because it considers not only the reference point to establish the classification levels, but also the social context where companies are operating. However, for some subcategory indicators (forced and child labour) it is impossible to measure the performance of the subcategory using a PRP approach because it is difficult to obtain specific data. In these cases, we consider the Social Hotspot Data Base (SHDB) indicators. As such, each phase of the life cycle was evaluated based on these indicators, considering the respective classification levels of each one.

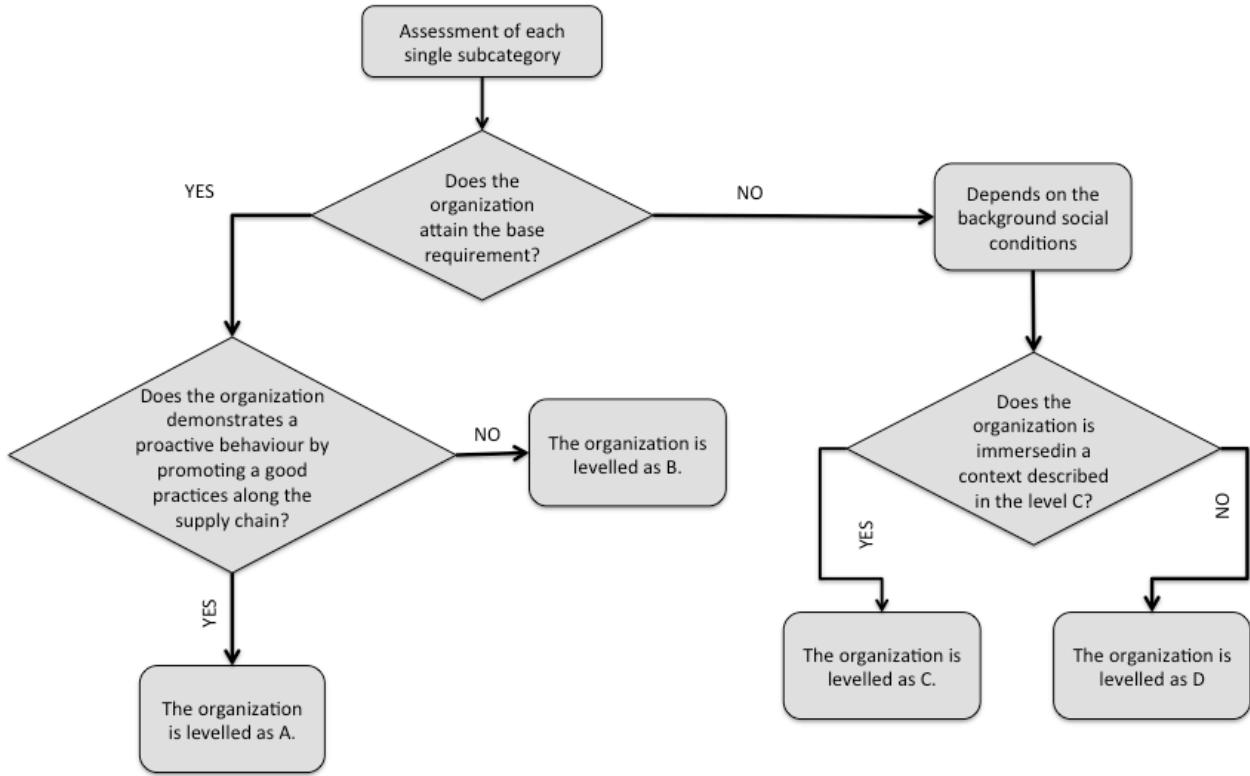


Figure 4.2 – Performance Reference Point (PRP) technique to establish the classification levels of each subcategory indicator (adapted from Sanchez-Ramirez et al., 2014)

4.2.2.2 Definition of value function

To go beyond the simplified and unjustified assumption of linearity when translating the A to D classification levels into a numerical performance score, we propose an approach to develop a customized value function to account for the complexity and diversity of the subcategory indicators assessment. It involves a three-step procedure based on the judgment of SLCA experts: i) define the SLCA expert group; ii) define the customized value function; and iii) quantify the social performance.

For each subcategory indicator, SLCA experts are asked to place the ordinal classification levels (A, B, C and D) in a cardinal 0-10 scale, considering the description of the indicators provided (Figure 4.3). We defined the value function based on the value judgment of a SLCA group of experts, because we assumed they have the appropriate knowledge to understand and evaluate the distances among the classification levels of each subcategory indicator. It is possible adopting

other scales of this exercise (for example, [-10; 10]). As such, the use of the principle of negative/positive effects can be implemented easily, adapting the scale of Figure 3 for this case.

For each subcategory indicator, numerical scores are normalized and then an average value representative of the SLCA expert group is obtained for each A-D classification levels.

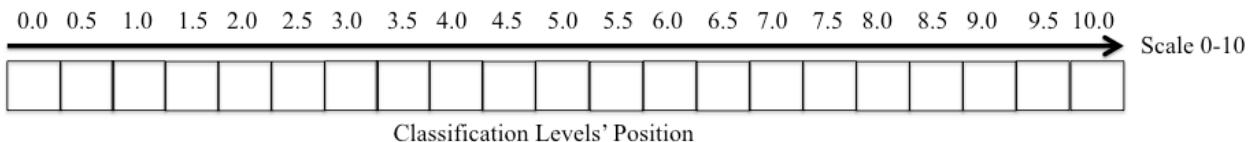


Figure 4.3 – Tool to transfer the A-D ordinal classification levels of each subcategory indicator into a cardinal 0-10 scale scoring system

Interpolating the average values, three types of value function shapes to score the classification levels are possible: linear, concave and convex. The first is the shape currently considered in SLCA studies. For this shape, the distances among the classification levels are assumed to be equal, meaning that the scores of the classification levels increase linearly. The second is concave : the compliance threshold provides a higher score as compared to the linear shape. Finally, in the convex shape, the compliance threshold provides a lower score as compared to the linear shape. These results normalized into 0-1 are illustrated in Figure 4.4.

The proactive (classification level = A), consistent (classification level = B), non-compliant with negative operation context (classification level = C) and non-compliant with positive operation context (classification level = D) behaviors may also be scored differently on a cardinal scale depending on the subcategory indicator (Figure 4).

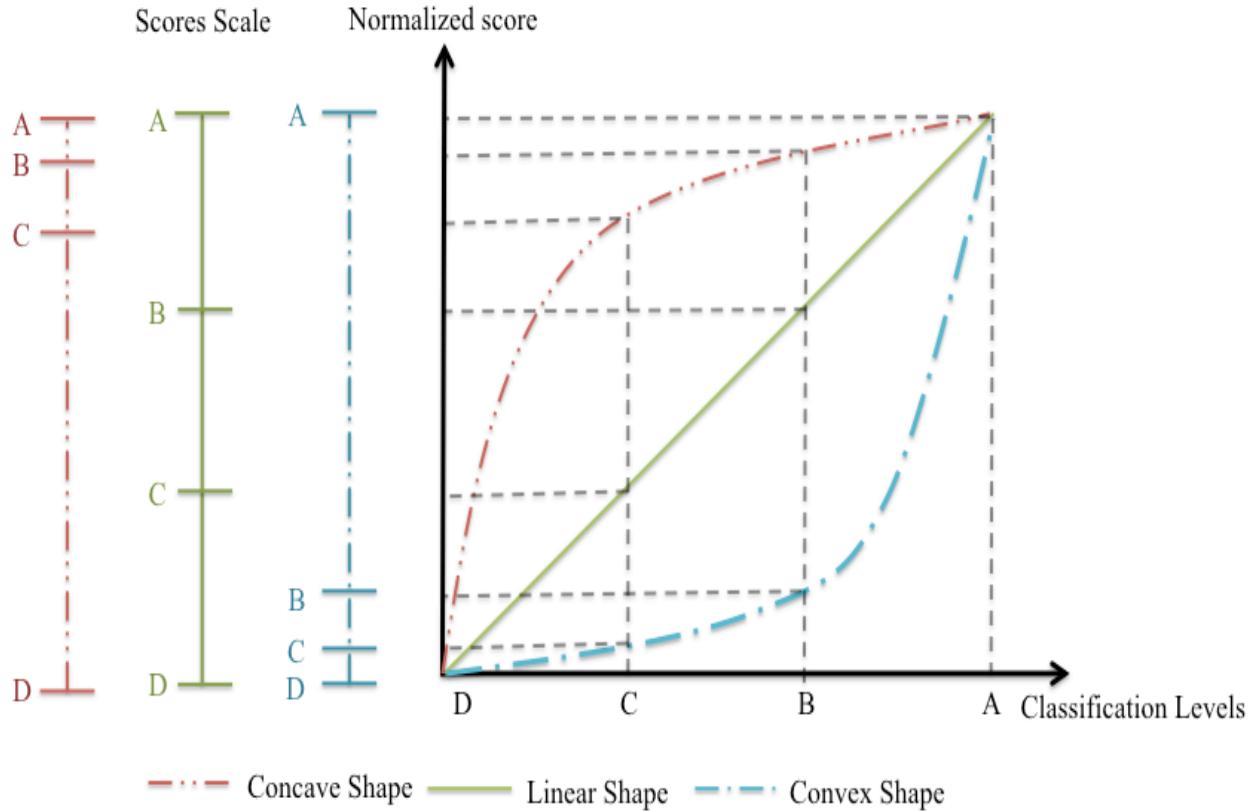


Figure 4.4 – Value function translating A-D ordinal classification levels into cardinal performance scores based on SLCA expert judgment specific to each subcategory indicator

The customized value functions as per Figure 4 are used by the SLCA practitioner to translate the qualitative assessment from PRP into a quantitative performance for each subcategory indicator. For each case study, different subcategory indicators can be adopted. The SLCA experts link ordinal scoring to the classification level of each subcategory indicator. This procedure is case-specific.

4.2.2.3 Aggregation procedure

We propose a two-level aggregation procedure. The first level aggregates the performances of all the life cycle stages for each criterion and considers the system reference flows and activity variable. For our illustrative case study, we considered the number of workers as activity variable

for the three stakeholder dimensions. We considered the same procedure as Sanchez-Ramirez et al. (2016) to calculate the activity variable.

The reference flows (RF) are defined based on the functional unit of the system, which represents the flow of material needed to provide the functional unit. In our simplified case study, we did not consider the impact of byproducts for the social dimension, but it can be considered in real-case application.

The amount of workers and the production capacity of the company are considered to establish the activity variable (eq. 1). A part-time worker was considered as half (0.5) working hours of a full-time worker.

$$AC_i = \frac{(Wft_i) + (Wpt_i * 0.5)}{PC_i} \quad \forall i \in I \quad \text{eq. 1}$$

Where,

AC_i : Activity variable of the life cycle stage i (number of equivalent workers to produce an output unit (liter) of the life cycle stage i)

Wft_i : Number of full – time workers

Wpt_i : Number of part – time workers

PC_i : Production capacity (output unit (liter) of the life cycle stage i)

I : set of life cycle stages

The amount of workers for the functional unit of each unit process given by (eq.2):

$$AW_i = AC_i * RF_i \quad \text{eq.2}$$

Where,

AW_i : Amount of workers of the life cycle stage i (number of equivalent workers to produce

the functional unit – 1 liter of biodiesel)

RF_i : Reference flow of the life cycle stage i (quantity of material necessary to produce the functional unit – 1 liter of biodiesel)

The aggregation factor (amount of workers) makes it possible to generate a profile of the product system in each subcategory indicator that aggregates all life cycle stages and is required to aggregate the performance scores at a higher level (stakeholder level, for example) to reduce the complexity for the decision-maker.

In order to go beyond the simplified and implicit assumption of equal weighting factors between the subcategory indicators, we propose the 2nd level aggregation, based on the importance granted to the indicators. The weights are obtained based on SLCA expert judgment. A hierarchical structure to establish the weights of the subcategory indicators is proposed.

The SLCA experts are asked to attribute points to each subcategory indicator within a given stakeholder dimension. The sum of the points equals 100 and is attributed based on the importance of the SLCA experts grant to each criterion in each stakeholder dimension. A set of weighting factors is obtained and aggregates the answers of the different SLCA experts.

We defined the value function based on the value judgment of the SLCA group of experts because we assumed that they are more familiar with social issues than decision-makers. As such, they are more able to evaluate the importance of each subcategory indicator to the stakeholder dimensions. However, decision-makers can be considered in this case if they have enough knowledge in SLCA to participate of this process.

For each stakeholder dimension, the weight of each subcategory indicator is defined as per eq. 3.

$$W_{xy} = \frac{S_{xy}}{\sum_y S_{xy}} \quad \forall x \in X \quad \text{eq. 3}$$

Where,

W_{xy} : Weight of subcategory indicator y of stakeholder x

S_{xy} : Score for subcategory indicator y of stakeholder x

X: Set of stakeholders

Y : Set of subcategory indicators

4.2.2.4 Results interpretation

In the last phase, the SLCA results of the different product systems obtained using customized and linear value functions are compared. We analyzed the sensitivity of the impact scores to the different value functions and of the weighting factors.

4.2.3 Results

4.2.3.1 Case contextualization

The approach is applied to a fictive case study, where four different potential biodiesel suppliers are compared (biodiesel from soy produced in Argentina – product system 1; biodiesel from palm oil produced in Malaysia – product system 2; biodiesel from soy produced in the United States – product system 3; and biodiesel from used oils produced in Québec – product system 4).

In this hypothetical case, an SLCA profile of each product is calculated to assess the social performances of the respective supply chains, as per Figure 4.5. The use stage is not included because it is considered the same for all products. The functional unit is defined as 1 litre of biodiesel available for use.

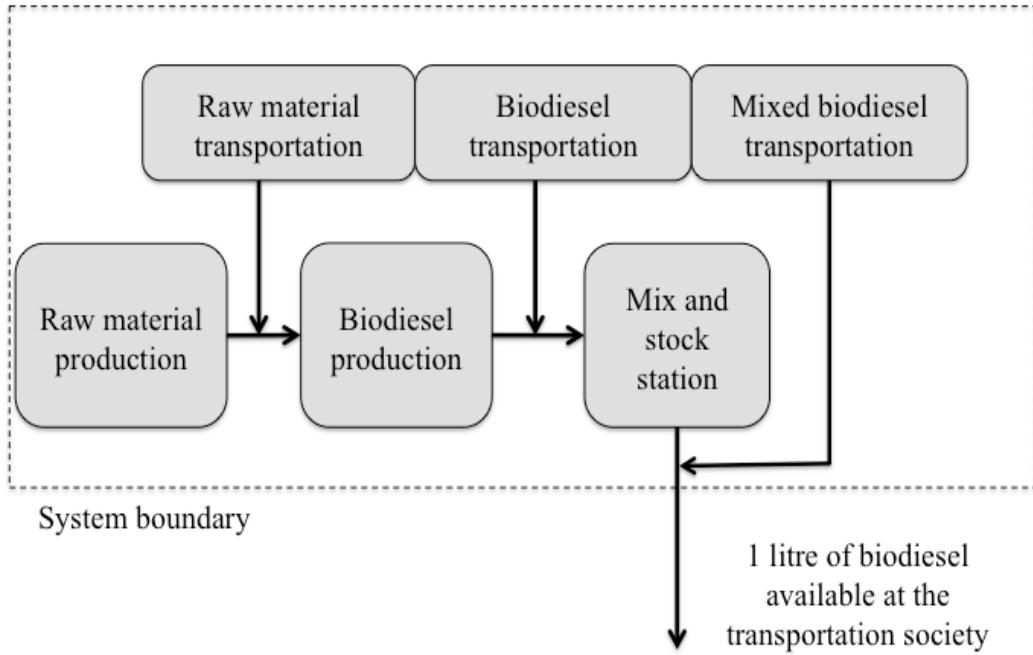


Figure 4.5 – System boundaries for the social life cycle assessment of a biodiesel supplier

4.2.3.2 Qualitative assessment

We selected eleven subcategories grouped into three stakeholder dimensions (workers, society and local community). The workers stakeholder includes seven subcategory indicators; the local community and society each have two subcategory indicators (Figure 4.6).

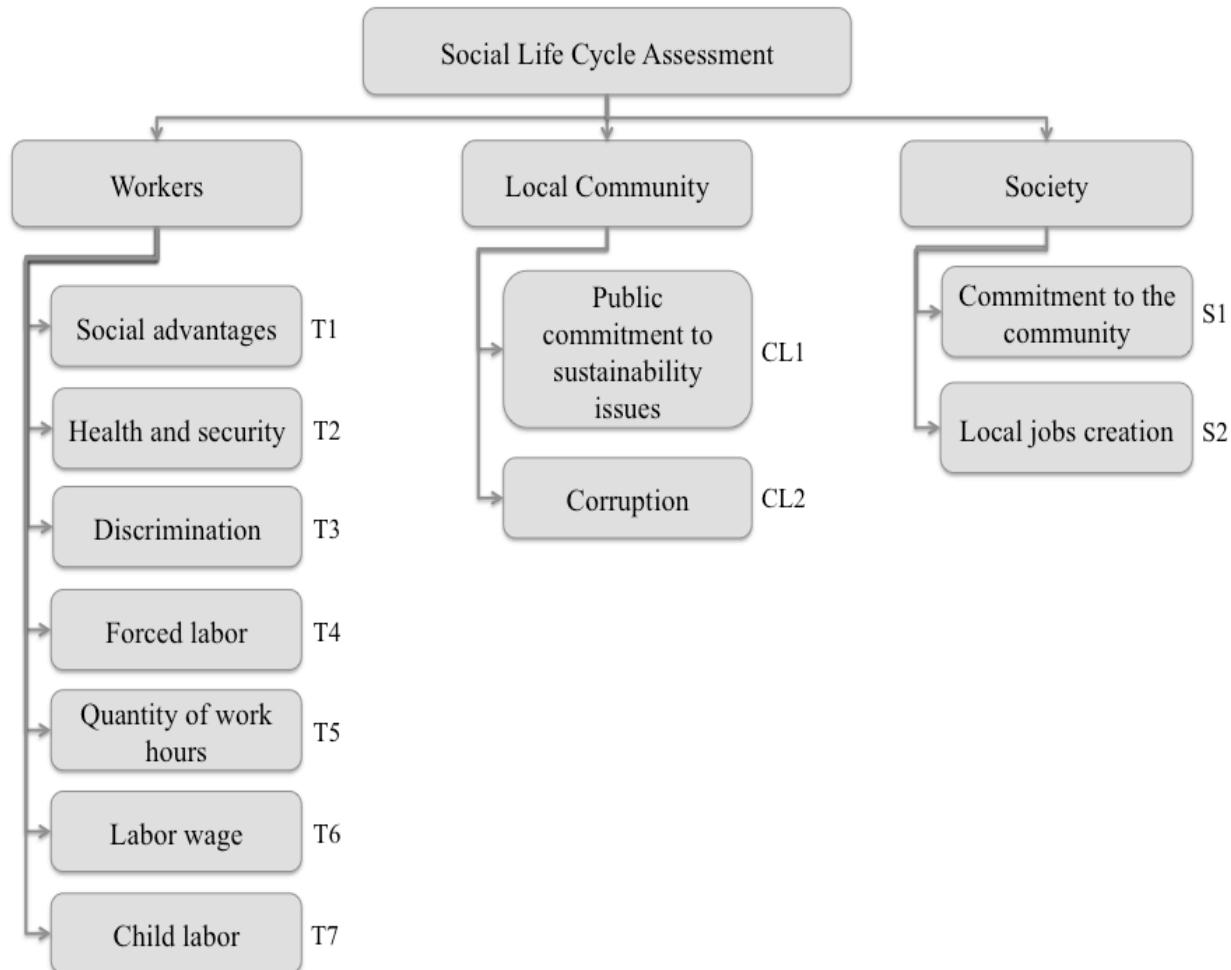


Figure 4.6 – Subcategory indicators selected for the case study

For each subcategory indicator, four classification levels were defined, as per the PRP technique (Figure 4.2). Table 4.1 presents an example for the health and security subcategory indicator.

Table 4.1 – Example of classification level definitions for the health and security subcategory indicator (T2)

Health and security subcategory indicator		
Description	Comparison of the rate of labor accidents in the organization last year and the average rate of the country where the company is located	
Performance reference point (PRP)	Average rate of the labor accidents of the country where the company is located in the year 2010 (%)	
		A The labor accident rate in the company is lower than the average rate in the country.
		B The labor accident rate in the company is the same as the average rate in the country.
		C The company has a higher rate of labor accidents than the country's average or the company does not document this indicator and the workers are organized in labor unions.
		D The company has a higher rate of labor accidents than the country's average or the company does not document this indicator and the workers are not organized in labor unions.

For forced labour and child labour, however, we did not follow the PRP and rather considered the SHDB (*Social Hotspot Database*) indicator. It must be used when no information on the company is available or when it is difficult to obtain specific or reliable data, as suggested by Hosseiniou et al. (2014).

4.2.3.3 Value function

The customized value function converts the qualitative social profile (expressed by the ordinal A-D classification levels) into a cardinal performance. For each subcategory indicator, the scores are defined as an average of a group of three SLCA experts with an extensive experience in SLCA applications.

In Figure 4.7, the customized value function of each indicator presents a different shape. Linear and convex shapes with different scores are obtained for each classification level. The scores are so diverse because the group of SLCA experts placed the classification levels for each indicator at different positions, meaning that the classification levels are valued in different ways depending of the type of the indicator. The position of the classification levels does not influence the relative importance of each subcategory indicator.

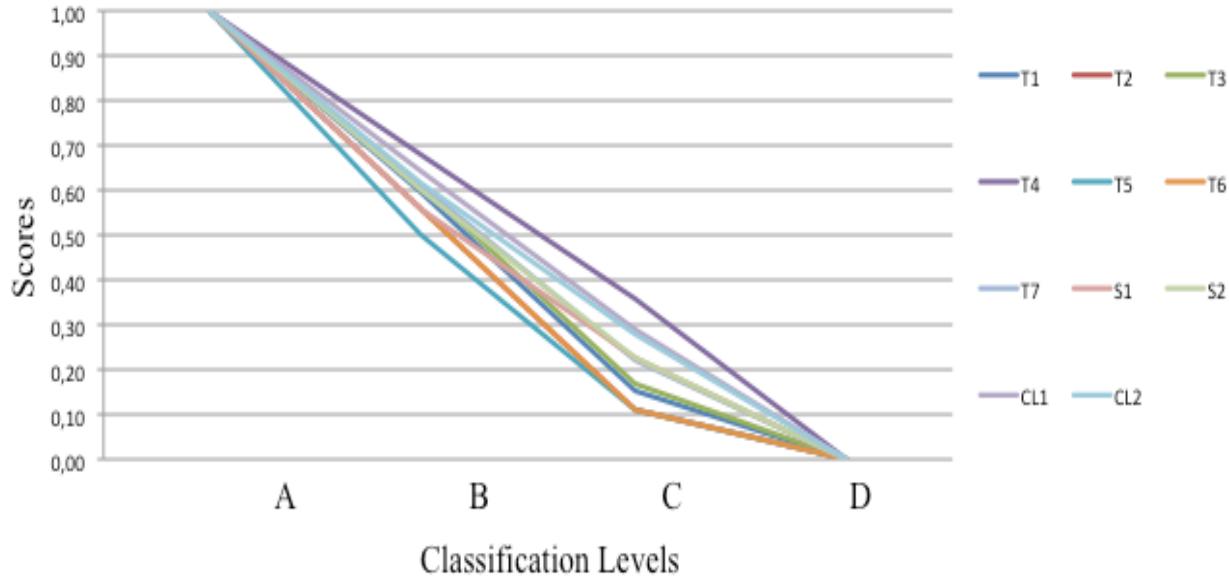


Figure 4.7 – Customized value function for each subcategory indicator in Figure 4.6

The quantitative social performance scores of the four potential suppliers are provided in Figure 4.8. The results are presented by life cycle stage.

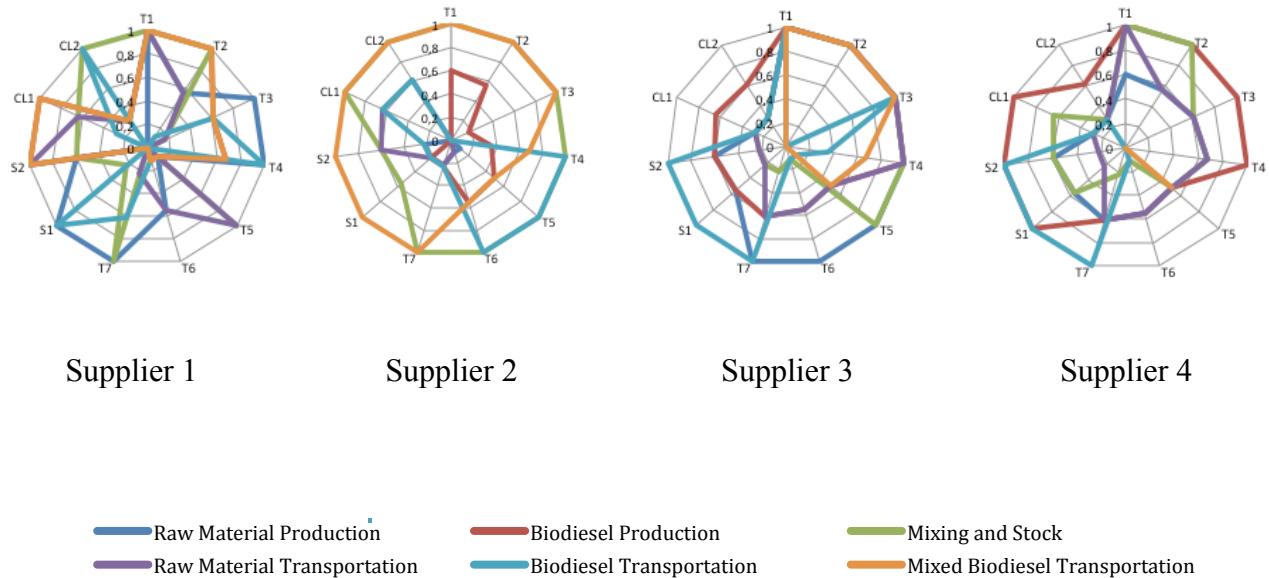


Figure 4.8 – Quantitative assessment results obtained from the customized value function for each subcategory indicator in Figure 4.6

4.2.3.4 Aggregation

At the first level, the performances of each subcategory indicator across all life cycle stages of the study are aggregated. Aggregation factors specific to each potential supplier are calculated according to equations 1 and 2 (Table 4.2). They are different because the reference flows and activity variables are specific to each product system. The aggregation factors represent the relative contribution of each life cycle stage to the overall social life cycle impact score.

Table 4.2 – 1st level aggregation factors calculated from the reference flows and activity variables

	Raw material production	Raw material transportation	Biodiesel production	Biodiesel transportation	Mixing and stock	Mixed biodiesel transportation
Supplier 1	39.02%	1.28%	40.43%	1.08%	12.13%	6.06%
Supplier 2	68.05%	0.73%	6.08%	0.81%	12.16%	12.16%
Supplier 3	26.46%	1.76%	13.98%	1.86%	27.96%	27.96%
Supplier 4	29.00%	1.93%	13.45%	1.79%	26.91%	26.91%

The overall social life cycle impact score per subcategory indicator, shown in Figure 4.9, is calculated as the sum of the product system's social performance scores multiplied by the aggregation factors in Table 4.2.

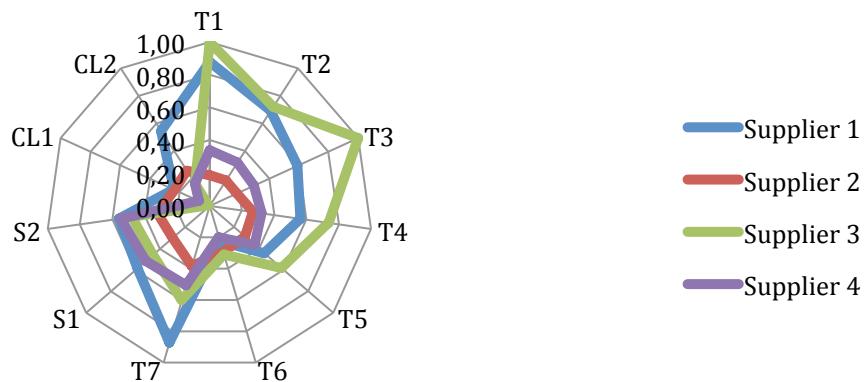


Figure 4.9 – Quantitative social performances of the four potential suppliers (1st level aggregation)

The second level involves the aggregation of the subcategory indicators into stakeholders dimension level relying on the value judgment of SLCA experts. Table 4.3 reports the set of weighting factors based on the averages of three SLCA experts.

Table 4.3 – Weighting factors obtained from the average results of three SLCA experts

	Subcategory indicators	Weights
Workers	Social advantages	6%
	Health and security	14%
	Discrimination	10%
	Forced labour	25%
	Amount of work hours	10%
	Wage level	13%
	Child labour	22%
	Total	100%
Society	Public commitment to sustainability issues	22%
	Corruption	78%
	Total	100%
Local community	Community engagement	32%
	Local job creation	68%
	Total	100%

The weighting factors are case study-specific and cannot be generalized. They may vary with a different set of subcategory indicators or if the composition of group of SLCA experts changes.

Figure 4.10 provides the aggregated results by stakeholder dimensions for each of the four suppliers over the entire life cycle to better communicate results to decision-makers.

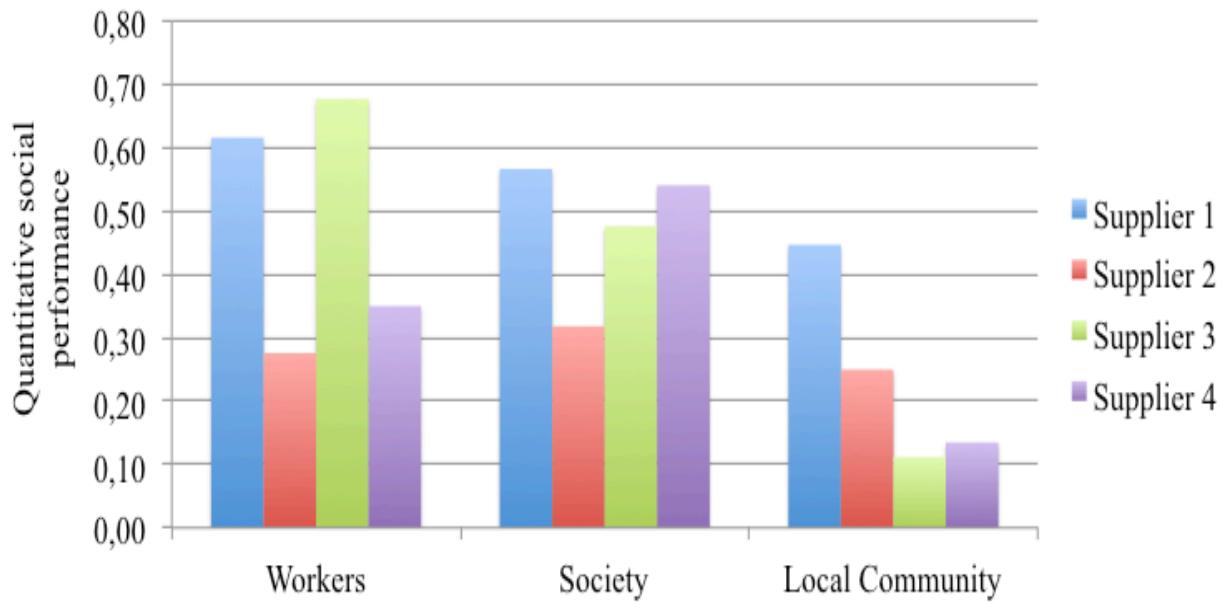


Figure 4.10 – Quantitative performance (2nd level aggregation)

4.2.3.5 Results interpretation

The results of the four product systems are recalculated using fictive value functions based on convex curves and linear functions. Factors to aggregate subcategory indicators over the life cycle and weight them into stakeholder dimensions are kept the same.

Figure 4.11 shows that results based on linear functions overestimate those based on the convex curve, meaning that the difference among the social performances of the suppliers increases when the customized functions are used, just as when the performances of suppliers 3 and 4 for the local community stakeholder dimension and supplier 2 for the society stakeholder dimension are compared. The performance of supplier 1 represents a less significant decrease.

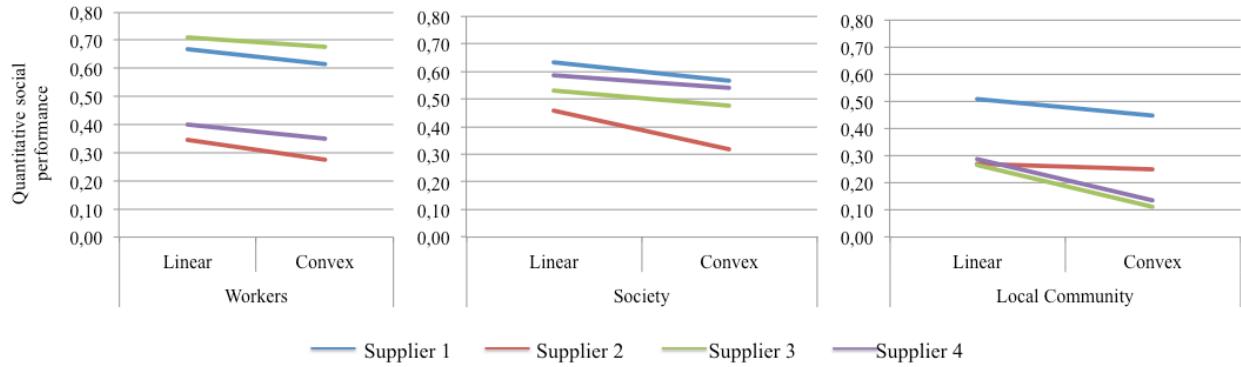


Figure 4.11 – Sensitivity analysis of the choice of the value function (linear vs. convex) for the stakeholder dimension impact score

The aggregation of the results in a single score will not modify the order of preference but the difference between these performances increases because all the indicators follow a convex behavior. However, combining different shapes to define the scores of the classification levels can invert the performances.

In order to push the sensitivity analysis of the shape of the customized value functions further, a simplified illustrative example is presented in supplementary information.

4.2.4 Discussion

The simplified assumption of linearity when translating qualitative classification levels into quantified performance scores currently considered in social life cycle assessment has no scientific basis. We demonstrated that the shape of a customized value function translating a qualitative evaluation into quantitative performances can amplify or reduce the impact score traditionally based on a linearity assumption. Customized value function use highlights the assumption that the linear curve cannot represent all the subcategory indicators—a limitation of the traditional approach used in SLCA studies. This has a considerable impact on the decision-making process. The procedure detailed here makes it possible to use different shapes that take into account the particularities of each subcategory indicator for the value function.

In the aggregation phase, the use of different score scales changes the final performance of the product systems and therefore influences the decision-making process. Two levels of aggregation are considered in our approach. The second relies on SLCA experts, who are asked to assign significance to the subcategory indicators for each stakeholder dimension. In our illustrative case study, we used SLCA experts in building and testing the method, because we assumed they have the appropriate knowledge to understand and evaluate the subcategory indicators. However, to implement our method to other case studies by other researchers, we argue the importance that the group of experts have sufficient knowledge about the industry that are being assessed. It is equally important to also take into account stakeholders' points of view when assessing social performance of stakeholder representatives of each life cycle phase. In this case, the data collection would be more complex because it involves a more heavy data collection. The methodology developed allows take into account theirs value judgments if this information is available.

Our approach focuses in the translation of the qualitative classification levels of the subcategory indicators into a score scale, no matter which sub-indicators. The choice of having more customized and contextualized sub-category indicators, whilst being a relevant discussion, is out of the scope of this paper. Adding or reducing the number of subcategory indicators does not affect translation process because it is realized for each subcategory indicator. However, the weighting factors are modified because the weights are defined based on the points distribution. The benefits and the challenges of the method are detailed in Table 4.4.

Table 4.4 – Benefits and challenges of the proposed approach

Benefits	Challenges
<ul style="list-style-type: none"> • It incorporates the particularities of the subcategory indicators through the use of different scores for the classification levels by introducing customized value functions beyond the linear one. • It provides a standard method to establish the weighting factors based on the assertions of SLCA experts. • It may be easily adapted to different product systems. 	<ul style="list-style-type: none"> • It is impossible to generalize the results. Customized value functions and weighting factors must be established for each SLCA study. • For experts, understanding the sense of value of function may be difficult. If it is not explained clearly and well understood, it can lead to unrealistic scale scores. • There is subjectivity associated with the experts' value judgment. • The uncertainty associated with the experts' value judgments was not considered.

In this study, the aggregation process does not go beyond the stakeholders' dimensions. It is possible to obtain the complete aggregated performance by adding a supplementary phase to aggregate the performances of the different stakeholder dimensions based on overall performance.

However, this phase must be conducted based on the value judgment of the decision-makers to determine the relative importance of each stakeholder dimension. The multiple criteria decision aid technique (MCDA) may be used to support this decision making process.

4.2.5 Conclusions

The SLCA approach has the potential to support the decision-making process. However, current methodologies still include simplified and arbitrary assumptions when quantifying the social life cycle performances of subcategory indicators.

This research developed a method for a more relevant assessment that accounts for the particularities of each subcategory indicator through a customized value function obtained by expert judgment to translate qualitative classification levels into quantitative social performance scores. This approach overcomes the current limitation assumption (linearity) for the classification levels.

A weighting method was also proposed. It leads to weighting factors to aggregate the subcategory indicators within each stakeholder dimension by the experts' value judgment. The considered weighting approach is easy to understand and allows for flexibility for the group of SLCA experts.

Customized value function and weighting factors significantly influence the social life cycle performance of the evaluated product systems and potentially reverse the conclusions. Going beyond the current arbitrary assumptions in SLCA is key to improve the robustness of the confidence of SLCA results.

We do not propose global scoring and weighting factors. The value functions and weighting factors obtained by applying the method described here are case specific and cannot be generalized because i) the customized value functions and weighting factors are different for each group of experts and ii) the weighting factors of each subcategory indicators may be modified if the set of subcategory indicators is revised. The appropriate number of experts involved is case specific and the decision is up to SLCA practitioner.

This research addresses an important gap in social life cycle assessment. However, the subjectivity associated with value judgment by SLCA experts may introduce inaccuracies if the experts are not familiar with value function concepts. The uncertainty associated with the scores and weights definition in our approach is a limitation that must be addressed in future work.

As limitation, we note the use of a simplistic activity variable (number of equivalent workers) for the three stakeholder dimensions. More representative activity variables may be used for the society and local community stakeholder dimensions when applying our method to a real case. How to select the subcategory indicators is also a limitation that may be addressed in future research. We considered UNEP/SETAC as a basis to chose the subcategory indicators considered by the assessment. However, the definition of the subcategory indicators remains a gap to be addressed in future research. However, this topic is out of scope of our thesis. Finally, future research work could look at how our approach, developed for type I SLCA, could be expanded to other types of SLCA approaches.

4.2.6 Supplementary information

We present a simplified illustrative example to demonstrate the impact of convex, linear and concave shapes use as value functions when comparing product systems. The qualitative performances of two product systems in two subcategory indicators are presented in Table 4.5.

Table 4.5 – Classification of products systems I and II relative to two subcategory indicators

Product system	Performance for subcategory indicator 1	Performance for subcategory indicator 2
Product system I	B	C
Product system II	C	B

Three shape typologies (concave, linear and convex) were considered to translate the A to D classification levels into quantitative social performance scores using the shape-specific values provided in Table 4.6. It was also considered that each subcategory indicator is of the same importance (weight = 1) within their respective stakeholder dimensions.

Table 4.6 – Scale score for each type of value function

Classification level	Score concave	Score linear	Score convex
A	1	1	1
B	0.9	0.67	0.3
C	0.8	0.33	0.1
D	0	0	0

Nine cases are simulated and the best product system is determined for each one (Table 4.7).

Table 4.7 – Product system choice based on aggregated performance

Cases	Subcategory indicator 1	Subcategory indicator 2	Best product system
Case 1	Linear shape	Linear shape	I and II
Case 2	Linear shape	Concave shape	I
Case 3	Linear shape	Convex shape	I
Case 4	Concave shape	Linear shape	II
Case 5	Concave shape	Concave shape	I and II
Case 6	Concave shape	Convex shape	II
Case 7	Convex shape	Linear shape	II
Case 8	Convex shape	Concave shape	I
Case 9	Convex shape	Convex shape	I and II

The choice of value function can change the performance of the product systems and the priority of one product system versus the other. If we consider that each subcategory indicator presents a different value function (different types of each curve shape), the results may be even more influenced than our simplified example.

A second analysis was carried out for this small-scale example. We measured the sensitivity of the different sets of weighting factors with regard to the SLCA results (decision-making context). We considered 21 sets of weights (Table 4.8) and applied them to the 9 cases simulated in Table 4.7.

Table 4.8 – Weight simulation

Weight simulation		Sets of weights										
		W1	W2	W3	W4	W5	W6	W7	W8	W9	W10	
Subcategory indicators	Subcategory indicator 1	100%	95%	90%	85%	80%	75 %	70%	65%	60%	55%	
	Subcategory indicator 2	0%	5%	10%	15%	20%	25 %	30%	35%	40%	45%	
		W11	W12	W13	W14	W15	W16	W17	W18	W19	W20	W21
Subcategory indicators	Subcategory indicator 1	50%	45%	40%	35%	30%	25%	20%	15%	10%	5%	0 %
	Subcategory indicator 2	50%	55%	60%	65%	70%	75%	80%	85%	90%	95%	100%

Figure 4.12 reports the social impact scores for the two product systems as a function of the different sets of weights. For each case (representing a specific combination of value function shapes), the moment when the preference is reversed is shown.

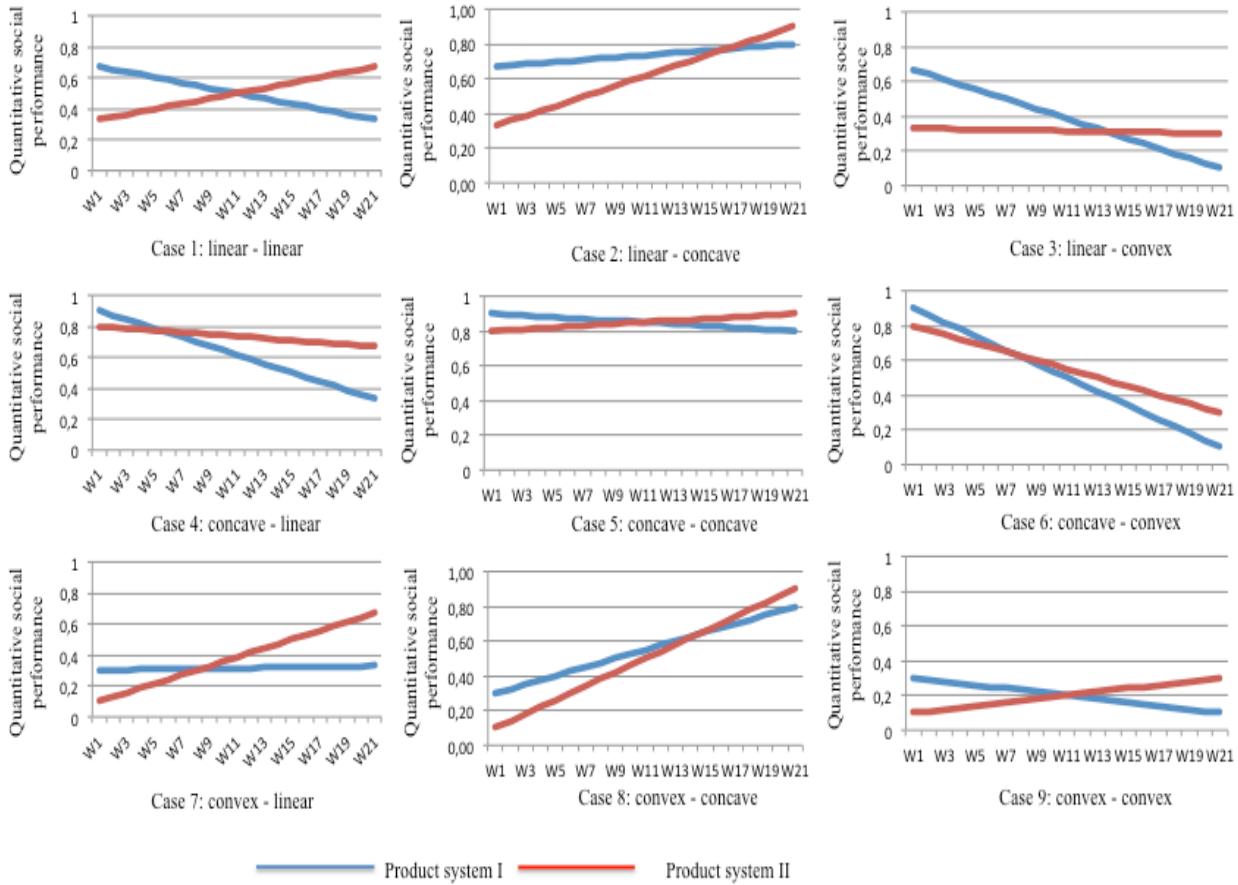


Figure 4.12 – Weighting factor sensitivity analysis for different combinations of value functions in the small-scale example

For cases 1, 5 and 9 (graphs on the diagonal), where the same type of value function is used for both indicators, the tipping point does not change and always sets where the weights are the same : – 50 % – 50 % (W11).

For the other cases, the tipping point of the preference inversion changes. When combining the convex shape with the concave shape (cases 6 and 8), the weight sets where the preference changes are W7 and W15 (70 %; 30 %). With the use of the linear shape for one indicator and the convex shape for the other (cases 3 and 7), the weight sets where the preference changes are W9

and W13 (60 %; 40 %). Finally, the use of the linear shape combined with the concave shape (cases 2 and 4), moves the thresholds of preference to W5 and W17 (80 %; 20 %).

The complexity of this analysis may be amplified by considering each type of subcategory indicator as presenting a different value function, even if the shape follows a concave or convex behavior.

CHAPITRE 5 ARTICLE 2: ADDRESSING UNCERTAIN SCORING AND WEIGHTING FACTORS IN SOCIAL LIFE CYCLE ASSESSMENT

5.1 Présentation de l'article

Le manuscrit qui suit présente le développement méthodologique proposé pour traiter l'incertitude associée aux jugements de valeur d'êtres humains au sein des études d'analyse sociale du cycle de vie. Il a été rédigé sous la supervision des professeurs Pierre Baptiste et Manuele Margni.

Il a été soumis le 28 novembre 2016 à l'*International Journal of Life Cycle Assessment* et approuvé pour publication le 30 janvier 2017 (doi : 10.1007/s11367-017-1275-1).

5.2 Manuscrit

5.2.1 Introduction

Social life cycle assessment (SLCA) methodology has emerged as an approach to assess the positive and negative social aspects in the life cycle of a product, from raw materials extraction until the final disposal (Benoit et al., 2010). Zamagni et al. (2011) and Vinyes et al. (2013) observed that there are few case studies in SLCA and as such, others are required to evaluate its application. According to Benoit et al. (2010), SLCA should be used to increase knowledge, clarify choices and promote the improvement of social conditions in the life cycle of products.

The approach may also be used to inform the decision-making process (e.g. to choose between two product systems, support responsible sourcing and supplier selection, improve management systems, foster responsible investment decisions, improve product design and optimize existing processes). However, there is no evidence of the use of SLCA for decision support (Jørgensen, 2013).

Quantitative numerical social impact scores are helpful when communicating SLCA results to decision-makers. The scores also facilitate the aggregation of subcategory indicators at a higher

level (stakeholder dimensions, for example). Aggregation is a common procedure in the business decision context because it is difficult to make a decision based on the complex information provided by the life cycle approach (Bengtsson, 2001). Ekener-Petersen and Moberg (2013) argue, however, that aggregation implies a loss of detailed information, highlighting the uncertainty associated with the definition of the weighting factors. We also note the uncertainty associated with the scoring factors. The uncertainty propagation of the scoring and weighting factors in SLCA results is addressed in this research paper.

Two approaches are currently used to assess social impacts (Ugaya, 2015): performance reference points (PRP) and social pathways. The first approach (type I) provides a qualitative assessment of the social performance of a product system's activity. Scores attributed to the classification levels of the subcategory indicators generally express the qualitative assessment. This paper focuses on the type I approach. The second approach (type 2) requires substantial improvement in the development of cause and effect chains (Ekener-Peterson and Finnveden, 2013) and was not further considered in this study.

Russo Garrido et al. (2016) identified different type I approaches to assess the social performance of a product system: (i) assessment based on standards and best practices; (ii) assessment based on standards and best practices and the socioeconomic context of unit process; (iii) assessment based on expert judgment on a business' compliance with standards; (iv) assessment based on researcher expert judgment on business' activities; (v) assessment based on a business, sector or country's position with regards to an average and (vi) assessment based on how the data associated with the social performance of a business or a sector compare to other alternative businesses/sectors.

Qualitative social performance analysis is well developed and is able to provide the social profile of the product systems (i.e. the performance of an entire set of subcategory indicators aggregated over the entire life cycle). Numerous publications apply qualitative performances to characterize the profile of different product systems (Sanchez-Ramirez et al., 2014; Sanchez-Ramirez et al., 2016; Revéret et al., 2015; Dong and Ng, 2015; Hosseiniou et al., 2014). The performance reference point (PRP) approach (Ugaya, 2015) is used in all these cases, and results are generally presented by subcategory indicators through bar or star graphs. None of these publications aggregate the results by stakeholder dimension (e.g. aggregate social advantages, health and

safety and worker wages subcategory indicators into the workers stakeholder dimension). Normally, there is no product system that presents the best performances for all subcategory indicators. Macombe et al. (2013) reinforce this idea when they affirm that current research is not able to calculate social impacts and only describes social performances. It is difficult to make a decision based on a high number of indicators and as such, an aggregation procedure facilitate the decision support. In such case, uncertainty evaluation is needed.

To facilitate decision-making, it is useful to aggregate the subcategory indicator performances of the different activities along the product system and the subcategory indicator results into stakeholder dimensions. Currently, these aggregation steps are based on value judgments under the form of : i) scoring factors based on an implicit choice of a (linear) function to translate the qualitative assessment of subcategory indicators (ordinal scale) into quantitative scores (cardinal scale) and ii) a set of weighting factors to aggregate subcategory indicators into stakeholder dimensions. We identified two types of uncertainties related to these value choices: i) the uncertainty related to the scoring choice and ii) the uncertainty related to the weighting factors. Macombe et al. (2016) reinforces the idea of the existence of uncertainty associated to the variety of values of people because they construct their worldview on different convictions. As such, it is important considering this element when modeling social impacts.

However, no current SLCA research considers the uncertainty of these value choices. Current SLCA research work (e.g. Vynyes et al., 2013, Sanchez-Ramirez et al., 2016, Sanchez-Ramirez et al., 2014 and Dong and Ng, 2015) does not consider stochastic results to evaluate the uncertainty of these value choices. Thus, the main objective of this work is to propose a method to address uncertain scoring and weighting factors in SLCA and evaluates their influence on decision-making through an illustrative case study comparing the performances of four hypothetical potential suppliers of biodiesel, represented by their product system.

5.2.2 Methods

5.2.2.1 Description of the case study

Our approach is applied to the same illustrative case study defined by Carmo et al. (2017), where four different potential suppliers of biodiesel are compared (biodiesel from soy produced in

Argentina – product system 1; biodiesel from palm oil produced in Malaysia – product system 2; biodiesel from soy produced in the United States – product system 3; and biodiesel from used oils produced in Québec – product system 4).

The SLCA profile of each product is calculated to assess the social performances of the respective product systems, as per Figure 5.1 by the type I SLCA approach, as proposed by Carmo et al. (2017). The use phase is not included because it is considered the same for all product systems. The functional unit is defined as one (1) liter of biodiesel available for use with the purpose of transport and the activity variable was defined based on the number of workers involved in each life cycle stage.

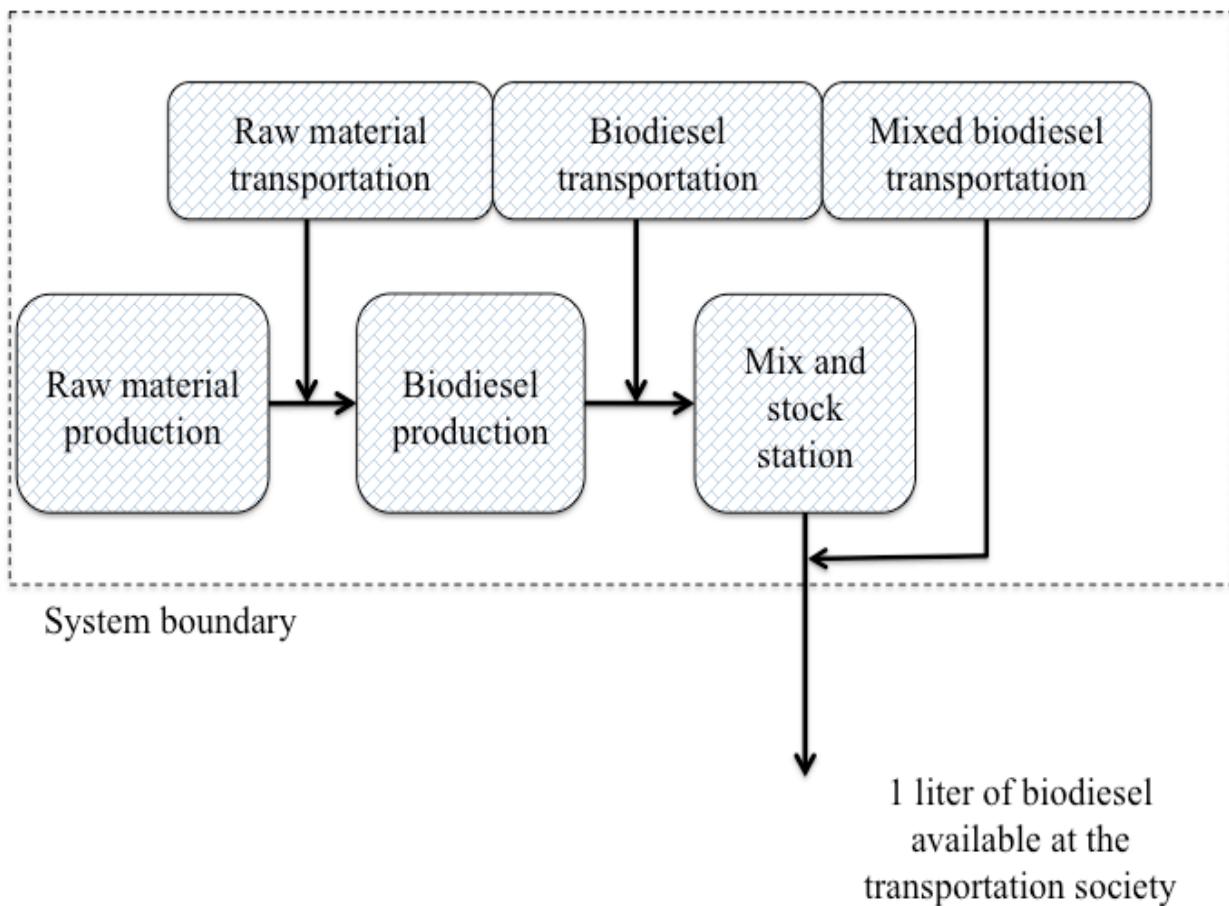


Figure 5.1 – System boundaries for the social life cycle assessment of biodiesel suppliers

Eleven subcategory indicators were selected and grouped into three stakeholder dimensions (workers, society and local community) (Table 5.1) based on SLCA guidelines proposed by Benoit and Mazijn (2009).

Table 5.1 – Subcategory indicators selected for our case study

Stakeholder dimension	Subcategory indicators	
	Code	Description
Workers	T1	Employee benefits
	T2	Health and safety
	T3	Discrimination
	T4	Forced labour
	T5	Weekly working hours
	T6	Worker wages
	T7	Child labour
Society	S1	Public commitment to sustainability issues
	S2	Corruption
Local community	CL1	Commitment to the community
	CL2	Local job creation

5.2.2.2 Approach to address the uncertainty in social life cycle assessment

Figure 5.2 describes the approach developed to account for the uncertainty associated with the scoring and weighting factors when computing SLCA results. It is structured in three phases: (i) assessing the uncertainty of the scoring factors; (ii) assessing the uncertainty of the aggregation of subcategory indicators into stakeholder dimensions and (iii) interpreting the stochastic results.

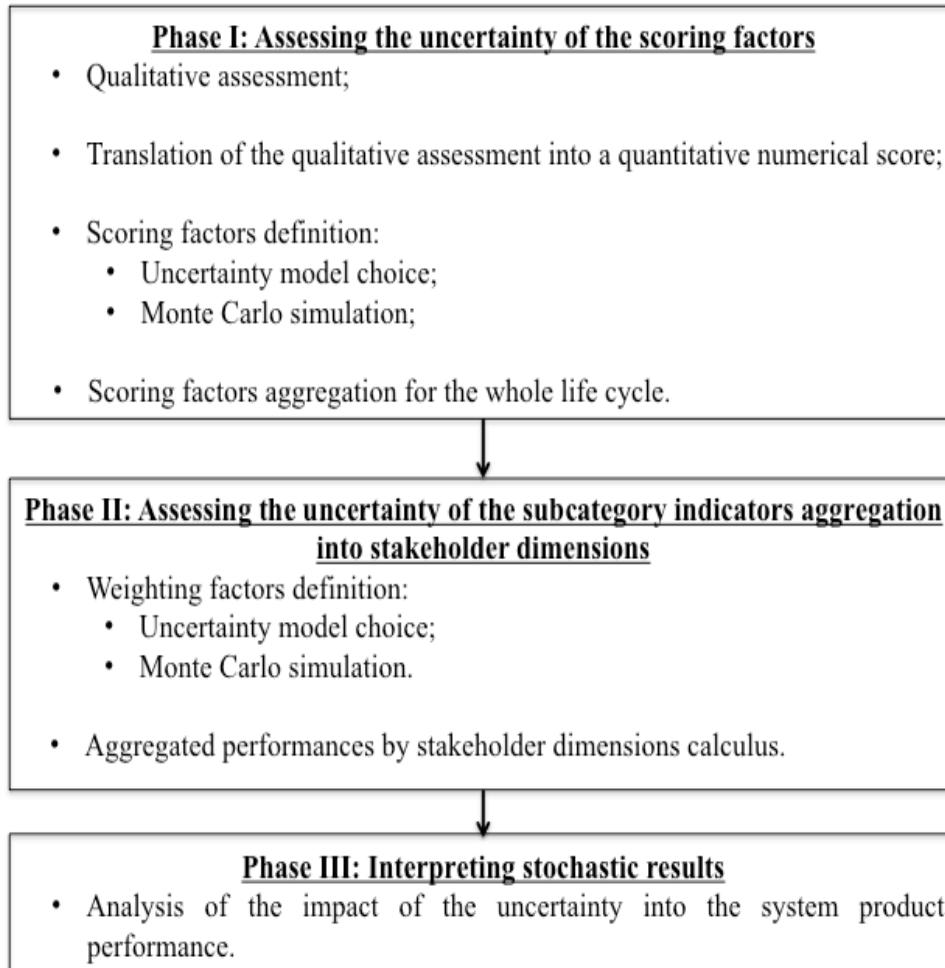


Figure 5.2 – Description of the method to account for the uncertainty associated with the scoring and weighting factors in SLCA

5.2.2.3 Assessing the uncertainty of the scoring factors

The first phase includes four steps: i) qualitative assessment; ii) translation of the qualitative assessment into quantitative numerical scores; iii) definition of scoring factors and iv) aggregation of scoring factors for the entire life cycle.

For the qualitative assessment, different techniques may be used to define the classification levels of the subcategory indicators, as identified by Russo Garrido et al. (2016). In our case, we considered the assessment based on standards and best practices and the socioeconomic context of unit process, considering the framework provided by Sanchez Ramirez et al. (2014) adapted by Carmo et al. (2017) for our case study. The qualitative assessment follows the classification levels (A, B C and D) for each subcategory indicator.

To translate the qualitative classification levels into quantitative numerical scores, Carmo et al. (2017) propose to use a customized value function generated from SLCA expert judgments for each subcategory indicator. Instead of considering a deterministic average numerical value from the different expert judgments to define scoring factors that translate the classification levels of subcategory indicators into a numerical score, we established a probability density function from SLCA expert answers. This approach is applied into an illustrative case study about evaluating robustness of SLCA type I and not a real survey. As such, we neglected the knowledge level about the biodiesel industry of the SLCA experts.

We then proposed a choice among three techniques to address the uncertainty associated with the definition of the scoring factors (Figure 5.3). The dominance structure of the classification levels ($A > B > C > D$) must be respected for all indicators. The first technique is the random expert technique score: an expert random choice for all subcategory indicators. The value judgment of the selected expert defines the scores of the classification levels for all subcategory indicators (Figure 5.3a). We assigned a number to each expert and, to make a choice, considered a uniform distribution [1; number of experts]. The second technique is the criterion random expert choice technique score : an expert random choice for each subcategory indicator. A different expert may be selected to score the classification level of each subcategory indicator (Figure 5.3b). Uniform distribution is used to choose the SLCA expert for each subcategory indicator, as in the previous method. Finally, the random projection score technique considers all the expert answers and the score for each subcategory indicator is obtained through a random choice between the upper and lower interval bounds of expert judgments (Figure 5.3c). For each classification level of each subcategory indicator, the upper bound is the best normalized score considering all experts and the lower bound is the worse normalized score. We considered a uniform distribution [lower bound; upper bound]. In this case, we selected the random projection score technique because it makes it possible to consider the value judgment of the SLCA experts for all subcategory indicators.

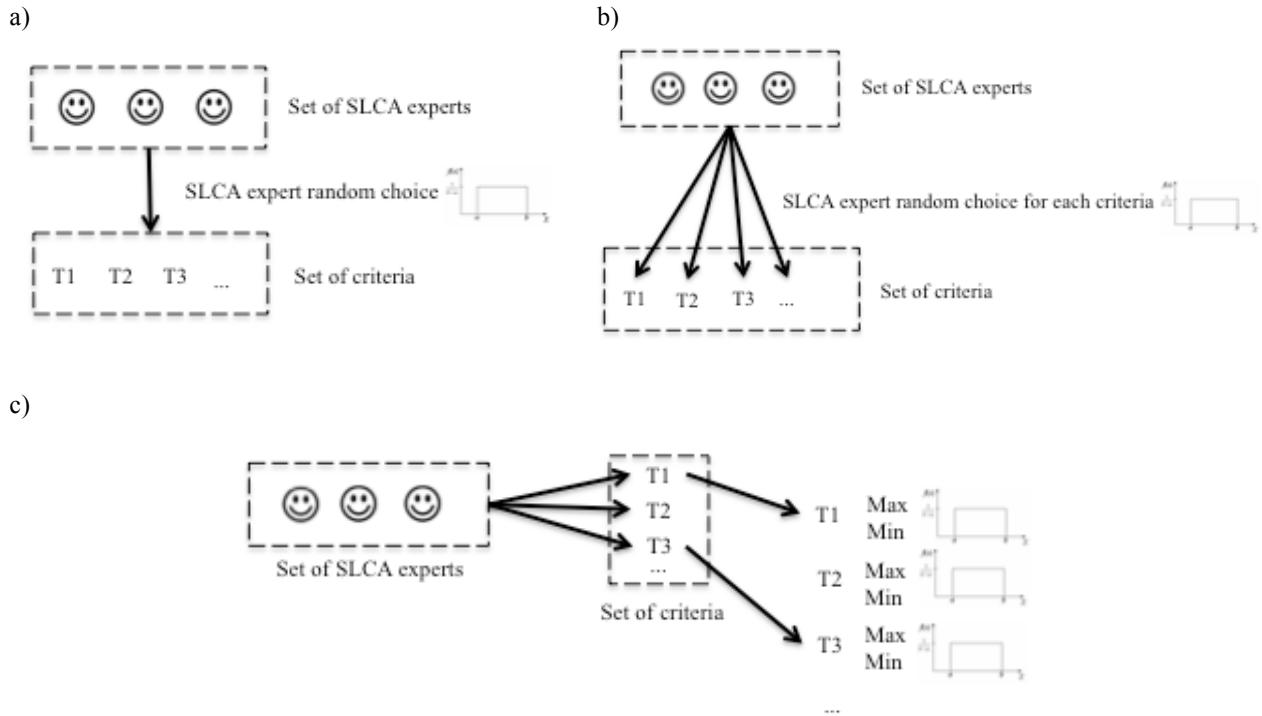


Figure 5.3 – Techniques to address the uncertainty of the scoring factors: a) random expert technique score, b) criterion random expert technique score, c) random projection score technique

For all cases, uniform distribution may be used when the number of SLCA experts involved in the project is reduced (< 10), as proposed by Hyde et al. (2003). In our case, we considered three SLCA experts. Other probability density functions may be used when considering more SLCA experts.

Using the max/min normalization technique for each indicator, the maximum is the score for classification level A and the minimum is score D. Thus, the A and D classification levels will be always 1 and 0, respectively. The other two classification levels are within an interval, meaning they may vary between the upper and lower bounds. The translation from an ordinal scale to a cardinal scale is different for each subcategory indicator. Finally, we performed the Monte Carlo

simulation¹ to generate a set of scoring factors for each classification level of each subcategory indicator. We performed 1 000 simulations to get more accurate results, as suggested by Marinoni (2005).

The aggregation of the stochastically scoring factors considered the activity variable. In our case, we considered the number of full-time and part-time workers, the amount of product produced and the functional unit, as proposed by Carmo et al. (2017). We considered the same procedure as Sanchez-Ramirez et al. (2016) to calculate the activity variable.

The reference flows (RF) are defined based on the functional unit of the system, which represents the flow of material needed to provide the functional unit. The amount of workers and the production capacity of the company are considered to establish the activity variable (eq. 1). A part-time worker was considered as half (0.5) working hours of a full-time worker.

$$AC_i = \frac{(Wft_i) + (Wpt_i * 0.5)}{PC_i} \quad \forall i \in I \quad \text{eq. 1}$$

Where,

AC_i : Activity variable of the life cycle stage i (number of workers to produce an output unit (liter) of the life cycle stage i)

Wft_i : Number of full – time workers

Wpt_i : Number of part – time workers

PC_i : Production capacity (output unit (liter) of the life cycle stage i)

I : set of life cycle stages

¹ Monte Carlo simulation consists in randomly select an uncertain parameter considering its probability density function in order to generate a sample of simulated results (Muller et al., 2014).

The number of workers to produce the functional unit is given by (eq.2):

$$AW_i = AC_i * RF_i \quad \text{eq.2}$$

Where,

AW_i : Number of workers of the life cycle stage i (number of workers to produce the functional unit – 1 liter of biodiesel)

RF_i : Reference flow of the life cycle stage i (quantity of material necessary to produce the functional unit – 1 liter of biodiesel)

We aggregated the results (stochastic scoring factors) for each simulation using the same determinist activity variable. As such, we obtain a set of simulations of the aggregated performances for the whole life cycle.

5.2.2.4 Assessing the uncertainty of subcategory indicator aggregation into stakeholder dimensions

A two-step procedure is proposed to aggregate the life cycle performances of the product system subcategory indicators into stakeholder dimensions, following the same idea of Finkbeiner et al. (2010) applied into life cycle sustainability assessment approach: i) definition of weighting factors and ii) performance aggregation by stakeholder dimensions.

The weighting factors are defined based on the value judgment of the SLCA experts, as per Carmo et al. (2017), where SLCA experts distribute 100 points between the subcategory indicators pertaining to a given stakeholder dimension depending on their importance. The same technique used to address the uncertainty of the scores is applied to the weighting factors. We performed a Monte Carlo simulation to generate the sets of weighting factors associated with each subcategory indicator, considering the point of view of the SLCA experts. We also performed 1 000 simulations, as suggested by Marinoni, 2005.

For each simulation, we calculate the impact score of each stakeholder dimension by multiplying the set of quantitative scores for each product system by the set of weighting factors.

5.2.2.5 Interpreting stochastic results

The final performances (translated aggregated scores) are the basis to establish the preference ranks. The stability of the first ranks is our measure to identify changes in the stakeholder dimension ranks. Considering each simulation, we analyzed the probability of a product system ranking first (number of count that a product system is ranked as first, divided by the total of simulations).

5.2.3 Results

5.2.3.1 Assessing the uncertainty of scoring factors

Figure 5.4 presents the probability functions used to translate the qualitative classification levels into normalized scoring factors according to the value judgment of a group of SLCA experts for the eleven subcategory indicators considering the random projection score technique. The employee benefits, health and safety, discrimination, worker wages and child labour subcategory indicators follow the function presented in 5.4a. The forced labour, weekly working hours, public commitment to sustainability issues, corruption, commitment to the community and local jobs creation subcategory indicators follow the functions 5.4b to 5.4g, respectively.

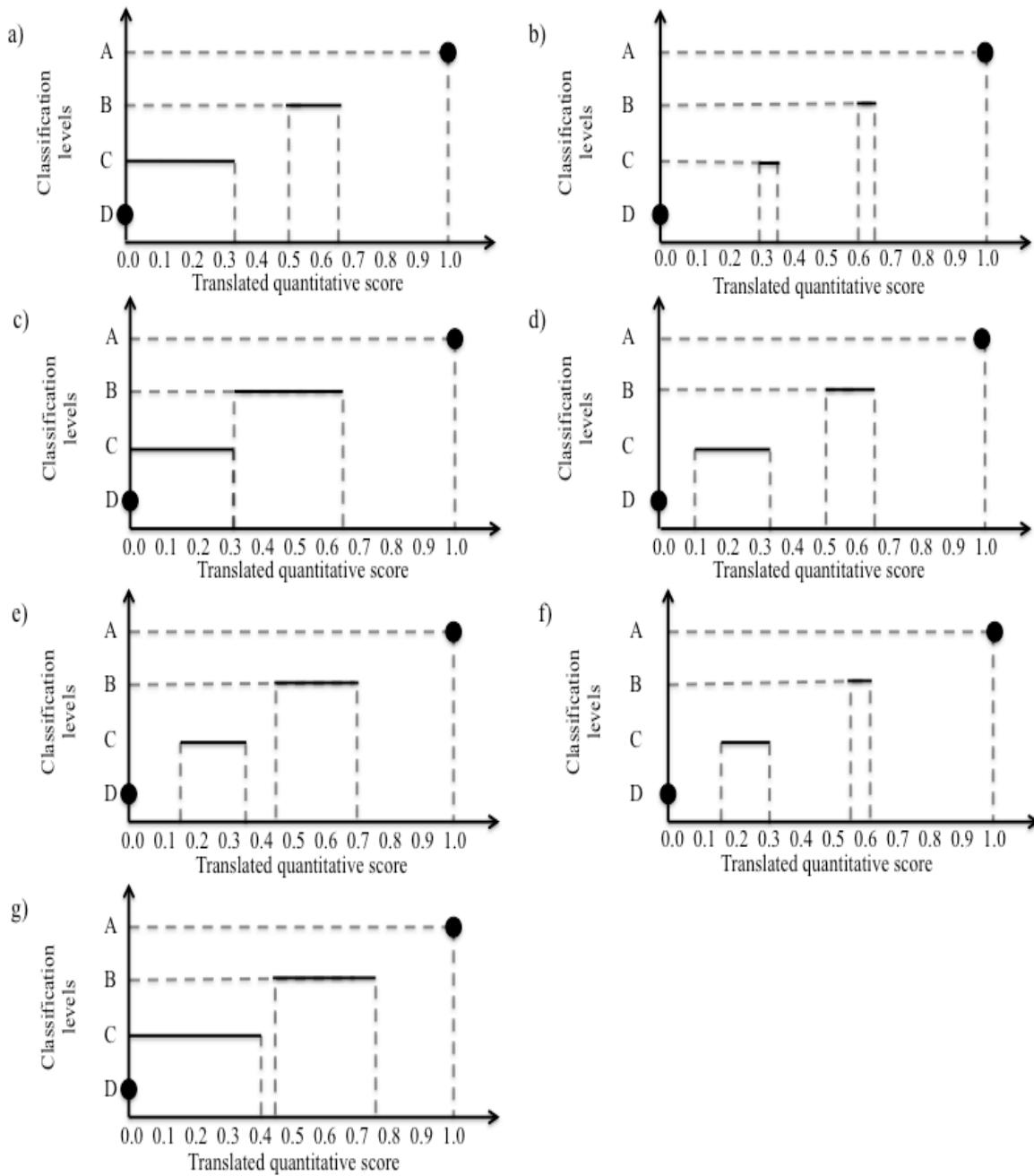


Figure 5.4 – Probability functions used to translate the qualitative classification levels of the subcategory indicators into scoring factors: a) function for employee benefits, health and safety, discrimination, worker wages and child labour subcategory indicators, b) function for forced labour subcategory indicator, c) function for weekly working hours subcategory indicator, d) function for public commitment to sustainability issues subcategory indicator, e) function for corruption subcategory indicator, f) function for commitment to the community subcategory indicator, g) function for local jobs creation subcategory indicator.

5.2.3.2 Assessing the uncertainty of subcategory indicator aggregation into stakeholder dimensions

The stochastic weighting factors for each subcategory indicator pertaining to the respective stakeholder dimensions considered in our study are provided in Figure 5.5. They were obtained by the random projection score technique. They represent the variability of the value judgment by SLCA experts. This variability is associated to the different convictions and values of each person, represented by their points of view. As such, the variability of weighting factors considers that the value judgments of people are different, and the uncertainty assessment analyzes its influence when aggregating the social performances into stakeholder dimensions.

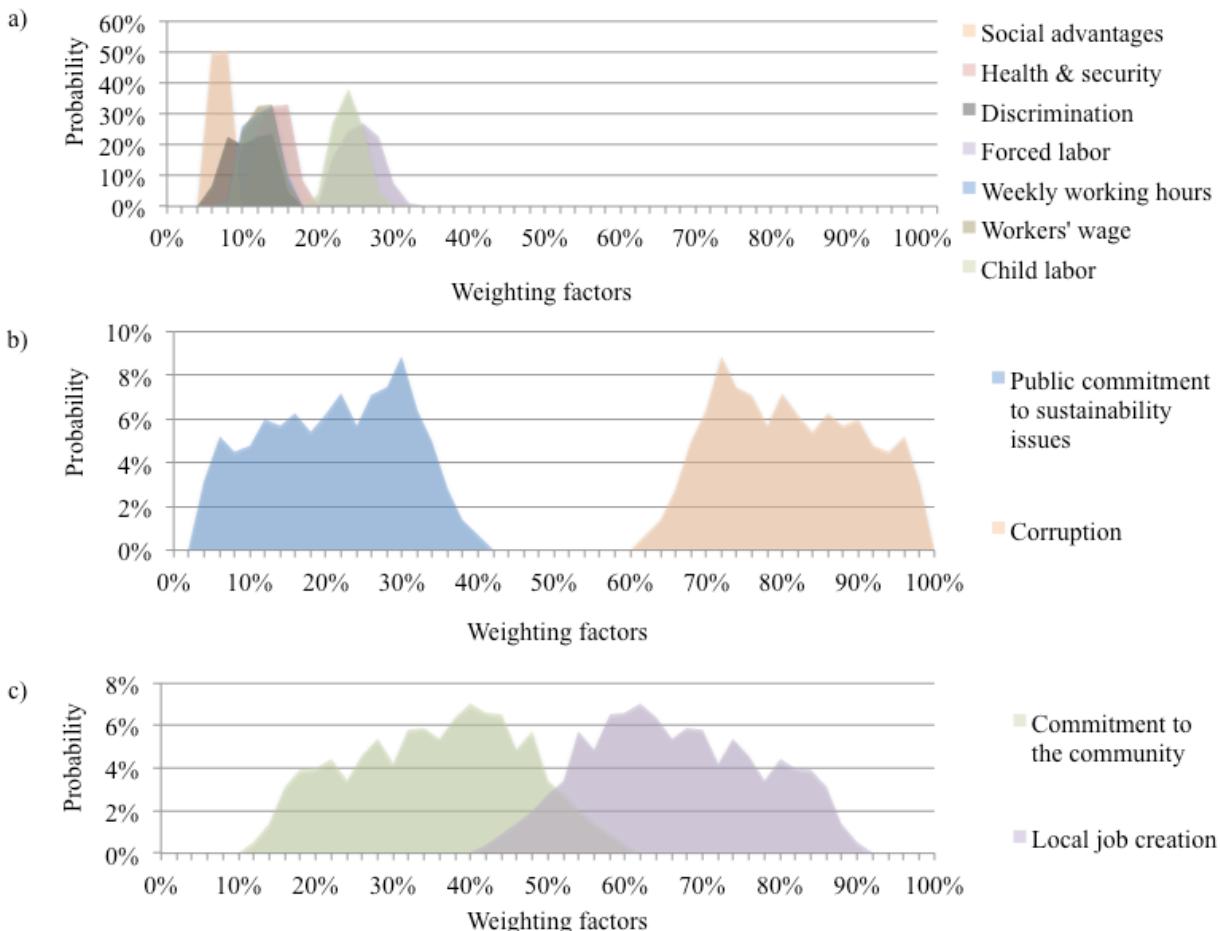


Figure 5.5 – Probability density function of weighting factors used to aggregate subcategory indicators into stakeholder dimensions (based on 1 000 simulations). Weighting factors of

subcategory indicators pertaining to: a) workers stakeholder dimension, b) society stakeholder dimension, c) local community stakeholder dimension

High dispersion of the weighting factors for the subcategory indicators of the local community (commitment to the community and local job creation) and society (public commitment to sustainability issues and corruption) stakeholder dimensions implies a low level of agreement between the value judgments of different SLCA experts. For the subcategory indicators pertaining to the workers stakeholder dimension, there is more uniformity in the value judgments of the SLCA group. This result highlights the importance of considering different points of view in an SLCA study.

The stochastic results of the social impact scores for three stakeholder dimensions obtained by propagating the uncertainty of the scoring and weighting factors of the four biodiesel suppliers are presented in Figure 5.6.

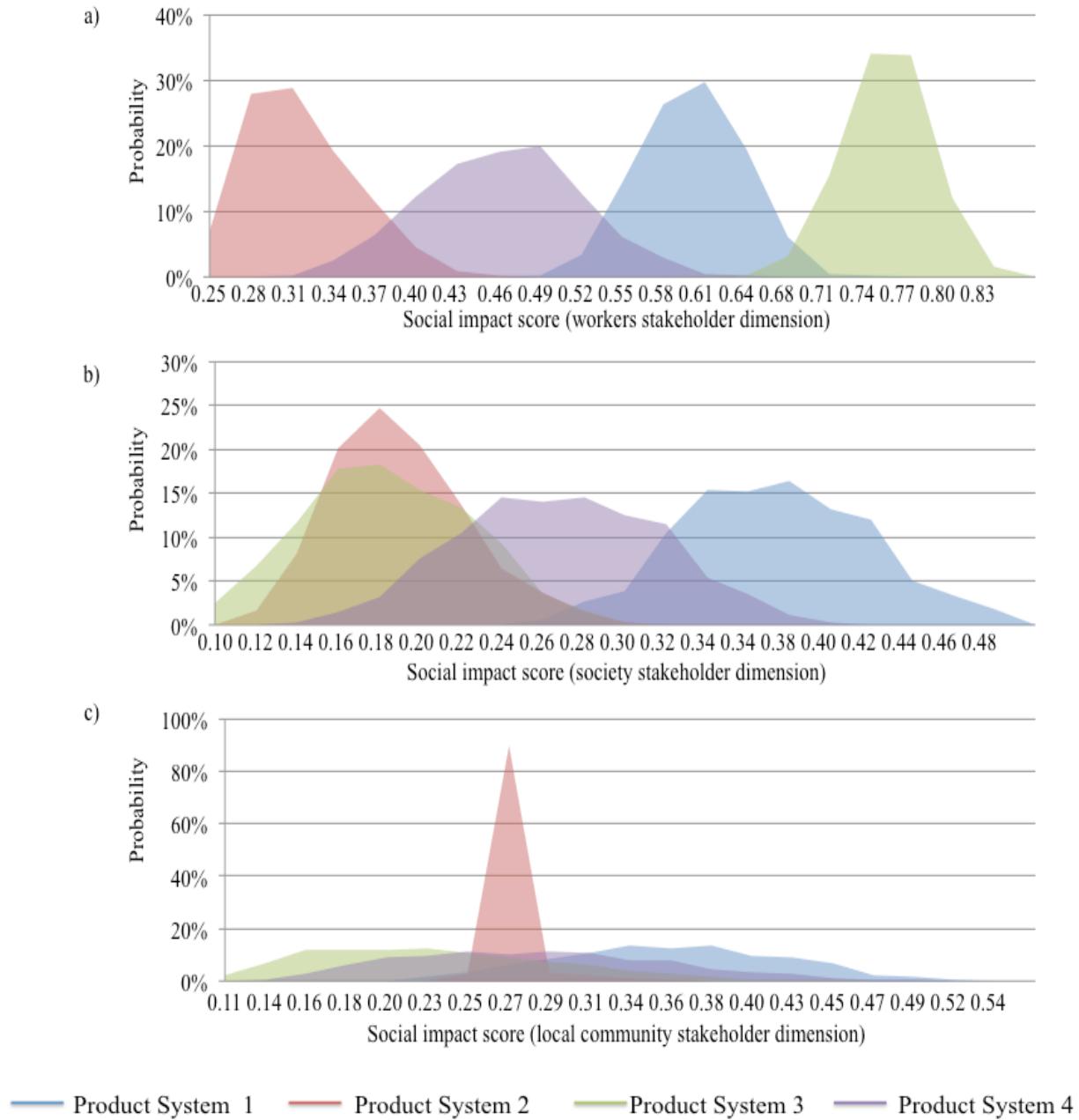


Figure 5.6 – Stochastic social impact scores of the four product systems aggregated by stakeholder dimension considering 1 000 simulations : a) workers, b) society and c) local community

The ranking of the four product systems in the workers stakeholder dimension (Figure 5.6a) is well-established (Product System 3 > Product System 1 > Product System 4 > Product System 2). For the society stakeholder dimension (Figure 5.6b), there is an overlap between product systems 2 and 3, both showing the lowest impact score (Product System 1 > Product System 4 > Product

System 2 > Product System 3). Finally, no clear ranking is observable from results of the local community stakeholder dimension (Figure 5.6c).

5.2.3.3 Interpreting stochastic results

Since the graphs presented in Figure 5.6 do not provide a clear ranking for the local community stakeholder dimension, we went a step further and analyzed the first rank probability of each product system within each stakeholder dimension (Table 5.2).

Table 5.2 – Rank confidence (frequency of the 1st rank for each stakeholder dimension)

Product system / Stakeholder dimension	Workers	Society	Local community
Product system 1	0%	100%	91%
Product system 2	0%	0%	8%
Product system 3	100%	0 %	0%
Product system 4	0%	0%	1%

Product system 1 has the highest probability of being ranked first in the society (100%) and local community (91%) dimensions, whereas product system 3 is clearly ranked no.1 in the workers dimension (100%). The probability that product systems 2 and 4 are ranked first in one of the three stakeholder dimensions is far below 10%. Interpreting stochastic results as per Table 5.2 provides a clearer picture than the graphs presented in 5.6b.

At this stage, no product system presents the best results in the three stakeholder dimensions. A further aggregation step into a single score or another multiple criteria decision aid approach (MCDA) based on the value judgment of the decision-makers may be some options.

5.2.4 Discussion

Social life cycle assessments currently rely on the deterministic approach to define the scoring and weighting factors. The variability associated with the value judgments of SLCA experts on these factors and their influence on the SLCA scores has not yet been studied. We overcame this

limitation by developing a stochastic approach for type I SLCA that can be easily adapted to different SLCA studies. Including the uncertainty leads to more reliable evaluation to inform the decision-maker on the level of confidence in the SLCA results, i.e. the likelihood that a product system is ranked no.1 (presenting best aggregated performance) in each stakeholder dimension.

We defined the scoring factors based on the value judgment of a SLCA group of experts, because we assumed they have the appropriate knowledge to understand and evaluate the subcategory indicators. However, to implement our method to real case studies, we argue the importance that the group of experts has sufficient knowledge about the industry that is being assessed. Consider the variety of values of the people comprised in the group is a source of uncertainty identified by the recent research of Macombe et al. (2016). These authors define this group as community of peers. Our approach is able to address this element and as such, it involves the different convictions of people in social assessments.

In their deterministic approach, Carmo et al. (2017) established that the best product system in the workers, society and local community stakeholder dimensions are product systems 3, 1 and 1, respectively. These results are confirmed by our stochastic approach with a level of confidence of 100% for the workers and society stakeholder dimensions and of 91% for local community, meaning that, in 9% of the simulations, the uncertainty associated with the scoring and weighting factors will modify the rankings.

Another aggregation level may be conducted to aggregate the social impact scores obtained in the three stakeholder dimensions in order to calculate the global social score. In this case, we recommend accounting for the value systems of the decision-makers in order to provide a ranking that is in line with their way of thinking.

We did not consider the potential uncertainty associated with the qualitative performance assessment. We assumed that the evaluations of the activities throughout the life cycle stages of the product system are performed considering zero deviation between the qualitative classification levels of each subcategory indicator and reality.

5.2.5 Conclusions

Researches discussing the uncertainty in social life cycle assessment are limited. However, it is critical to decision-making based on cardinal social impact scores. Current methodologies still include deterministic and arbitrary scoring and weighting factors when aggregating the results over the life cycle and across indicators.

We developed an approach that accounts for the uncertainty associated with the value judgment of SLCA experts when proposing scoring and weighting factors. Stochastic results can inform decision-makers on the robustness of the SLCA results, overcoming the limitation of the overconfidence of deterministic results.

The results yielded by the application of our method are case specific and cannot be generalized because: i) scoring and weighting factors are specific to each group of SLCA experts or decision-makers and ii) the selection of subcategory indicators and weighting factors is case specific and should be revised with each application. The uncertainty associated with the qualitative assessment must be addressed in future research. However, the proposed method for simulation of scoring and weighting factors exposed in this paper is generalizable, if considering specific group of experts and subcategory indicators for each case study.

5.3 Informations supplémentaires – articles 1 et 2

La partie de la méthodologie mise en place pour la génération des facteurs de pondération stochastiques proposée par les articles 1 et 2 a été implémentée dans un projet de chaire de recherche du CIRAI dans le but d'évaluer la valeur sociale des produits. Les résultats ont été publiés dans le rapport « *Defining product social value* » (Russo Garrido et al. (2016).

CHAPITRE 6 ARTICLE 3: RANKING PRODUCT SYSTEMS BASED ON UNCERTAIN LIFE CYCLE SUSTAINABILITY ASSESSMENT: A STOCHASTIC MULTIPLE CRITERIA DECISION ANALYSIS APPROACH

6.1 Présentation de l'article

Le manuscrit qui suit présente le développement méthodologique proposé pour intégrer les performances obtenues à partir des études d'analyse de la durabilité du cycle de vie dans la prise de décision à partir de l'approche multicritère d'aide à la décision. Il a été rédigé sous la supervision des professeurs Pierre Baptiste et Manuele Margni.

Il a été soumis le 29 novembre 2016 au « *Journal of Cleaner Production* ».

6.2 Le manuscrit

6.2.1 Introduction

Sustainability assessments are a comprehensive source of information to support decision-making processes toward sustainable production and consumption (Keller et al., 2015; Traverso et al., 2012). Life cycle sustainability assessment (LCSA) refers to the environmental, social and economic evaluations of product systems from the life cycle perspective (Zamagni et al., 2013). These three dimensions of sustainability may be seen as three different perspectives of the same product system (Heijungs et al., 2010).

Different types of indicators are used to measure the sustainability of a product system. Endpoint damage, such as human health, ecosystem quality, resources and global warming (considering the Impact 2002+ method, for example) are used to evaluate environmental performance. Stakeholder risk indicators, such as workers, society, local community, supply chain actors and consumers (considering the social life cycle assessment (SLCA) type I approach, for example) are used to evaluate social performance. Finally, life cycle costing (LCC) may be used to evaluate

economic performance. LCSA results could be too disaggregated and as such, too difficult to understand and interpret by decision-makers (Traverso et al., 2012). Using these indicators in combination in a decision-making process, however, is a challenge because the likelihood of a specific product system presenting the best results for all indicators is rare.

Halog and Manik (2011) highlight the characteristics increasing the complexity of the LCSA results used in decision-making processes: (i) the multidimensional indicators (each indicator is expressed in different units), (ii) conflicting objectives (it is impossible to maximize performances for all indicators) and (iii) uncertainty associated with the performance assessment. Klöpffer and Ciroth (2011) argue that LCSA use also depends on the improvement of life cycle methods, especially for LCC and SLCA, due to the lack of internationally standardized processes for both, despite the UNEP/SETAC guidelines.

While aggregating LCSA results is useful for decision-making, Bengtson (2001) argue that aggregated results may be regarded as a simplification, and additional knowledge is required to understand the meaning of this measure. Thus, a transparent structured process is necessary when carrying out the process. Finkbeiner et al. (2010), Vinyes et al (2013), Lora et al. (2011) and Bachman (2013) argue the use of multiple criteria decision analysis (MCDA) methods to support decision-making involving LCSA results. Laurin et al. (2016) also note the use of this approach when comparing product systems, enhancing the LCA domain through trade-off analysis. MCDA is an interesting approach to support decision-making because it addresses the multidimensional characteristic, conflicting objectives and uncertain performances (Halog and Manik, 2011).

Our aggregation approach used to support sustainable decision-making is based on the concept/vision of three sustainability pillars (environmental, social and economic). The aim is to aggregate the performance obtained by product systems in the three pillars in order to establish a ranking to support decision-making processes.

The MCDA approach relies on objectives and the value judgment of decision-makers (Roy, 2005). Shärlig (1985) proposes four major steps to conduct an MCDA study: (i) setting out a list of hypothetical alternatives, (ii) defining the criteria to assess the alternatives, (iii) assessing the performance of the alternatives in each criterion and (iv) aggregating the results to obtain the compromise solution.

There are numerous MCDA methods. Guitouni and Martel (1998) classify them into three classes: elementary, single synthesizing criterion and outranking methods.

Elementary methods are the least sophisticated and there is no standard technique. The most common methods in this group are weighted sum, lexicographic method, conjunctive method, disjunctive method and maxmin method (Guitouni and Martel, 1999).

Single synthesizing criterion methods combine the performances into a single score. However, aggregating all the criteria into a single score leads to nuance loss. Indeed, the aggregation generates performance compensation among criteria performances (Shärlig, 1985). The most common methods in this class include the technique to order by similarity to ideal solution (Topsis) and the analytic hierarchy process (AHP) (Guitouni and Martel, 1998), among others.

Outranking methods take into account the aspects of intransitivity and incomparability when modeling decision problems and are based on binary outranking relations between all pairwise of alternatives (Chai et al., 2013). The most common methods in this class are preference ranking organization method for enrichment evaluation (Prométhée) and elimination and choice expressing reality (Electre) (Guitouni and Martel, 1998).

The choice of MCDA method also depends on the type of problem that it is able to solve. Alfa problems consider separating alternatives into two subsets: acceptable and reject. Beta problems consider separating alternatives into subsets with comparable performances. Finally, gamma problems consider ranking alternatives from the most to the least efficient. Table 6.1 presents a brief description of the MCDA methods described in our research without discussing them in detail since this is not the goal of this paper and scientific literature on the topic is widely available. All these methods rank alternatives (gamma problem).

Table 6.1 – Description of MCDA methods discussed in this paper

Class of MCDA method	MCDA method	Description
Elementary	Weighted sum	Overall performance is obtained by the weighted sum of the normalized evaluations in all criteria. These results are used as data to rank the alternatives (Guitouni and Martel, 1998).
Single synthesizing criterion	TOPSIS	The alternative is chosen based on the shorter distance from the ideal solution and the longer distance from the negative ideal solution, considering each single criterion (Qureshi et al. 2007).
	Analytic hierarchy process (AHP)	The process is based on pairwise comparisons among alternatives considering a semantic scale. A single score is calculated for all alternatives in all criteria to provide a complete ranking (Saaty, 2005).
Outranking	Prométhée II	This method is based on a pairwise comparison of alternatives in all criteria considering the discrimination thresholds of indifference and preference. The aggregated results are the basis to establish the outranking of one alternative over another. This method proposes a set of preference functions to model the decision-makers' preference systems (Brans and Mareschal, 2005; Marinoni, 2005; Le Téno and Mareschal, 1998; Goumas and Lygerou, 2000; Hyde et al., 2003).

Initially, the MCDA approach was not designed to deal with uncertain data. However, all decision-making problems involving natural systems inherit uncertainty associated with data and models. This is also the case when making decisions considering LCSA performances. Research addressing uncertainty in MCDA is uncommon. Few scientific papers (Goumas and Lygerou, 2000; Yang and Wang, 2011; Amiri et al., 2008; Vahdani et al., 2010; Sayyadi and Makui, 2012; Balali et al., 2014; Le Téno and Mareschal, 1998; Qureshi et al., 2007; Zhang and Achari, 2010; Hyde et al., 2003; Marinoni, 2005) address MCDA problems in terms of uncertainty. Three approaches are commonly used to address the uncertainty in multiple criteria decision analysis by fuzzy logic, interval numbers and Monte Carlo simulation techniques.

Two research papers applied fuzzy logic to include uncertain data in MCDA methods (Goumas and Lygerou, 2000; Yang and Wang, 2011). Some addressed the uncertainty problem through interval numbers (Amiri et al., 2008; Vahdani et al., 2010; Sayyadi and Makui, 2012; Balali et al., 2014; Le Téno and Mareschal, 1998; Qureshi et al., 2007; Zhang and Achari, 2010). Finally,

two publications addressed uncertainty in MCDA methods by Monte Carlo simulation (Hyde et al., 2003; Marinoni, 2005), a technique that is widely used to calculate the uncertainty associated with life cycle assessment results.

We found few scientific papers that discuss the consideration of the use of MCDA in life cycle assessment research (Vinyes et al (2013); Keller et al. (2015); Myllyviita et al., 2012 and Hanandeh, El-Zein, 2010 and Traverso et al., 2012). Work by Vinyes et al (2013) and Keller et al. (2015) rely on simplified aggregation procedures and neglect uncertainty when selecting a product system based on LCSA results among a set of alternatives. Myllyviita et al. (2012) used the MCDA approach to identify and weigh relevant impact categories when assessing the environmental impacts of biomass production. Traverso et al. (2012) provide a tool to compare product systems based on LCSA performances. However, they don't define a procedure to establish the weighting factors and they do not consider the uncertainty associated to LCSA results. Finally, Hanandeh and El-Zein, 2010 adapted the Electre III method to accommodate the uncertainty associated with preference data as weighting factors when choosing among alternatives based on LCA performance. None research conducted an analysis including the uncertainty associated with environmental performance or addressed decision-making issues pertaining to uncertain LCSA performance. The objective of this paper therefore aims to fill the gap by proposing an approach that propagates uncertain life cycle sustainability assessment into MCDA methods to support decision-making while analyzing the robustness of the preference rankings.

6.2.2 Methodology

6.2.2.1 Illustrative case study

We describe our approach through an illustrative case study on sustainable procurement that aims to rank a set of hypothetical biodiesel suppliers, represented by the product they deliver (biodiesel from soy produced in Argentina – BAS, biodiesel from palm oil produced in Malaysia – BMP, biodiesel from soy produced in the United States – BUS and biodiesel from used oils produced in Québec – BUQ). The social and environmental life cycle performances are calculated for each

product system considering the system boundaries provided in Figure 6.1. For the economic dimension, we considered the cost of the product at purchase.

For each product system, the analysis includes life cycle phases such raw materials supply (feedstock and vegetable oil production), biodiesel production, mix and stock and transportation activities. We did not include the use phase for the social dimension because all systems have the same performance because product use is carried out by the purchaser. The functional unit is 1 litre of biodiesel available for a vehicle in Québec for the social assessment and 1 litre of biodiesel used by a vehicle in Québec for the environmental assessment.

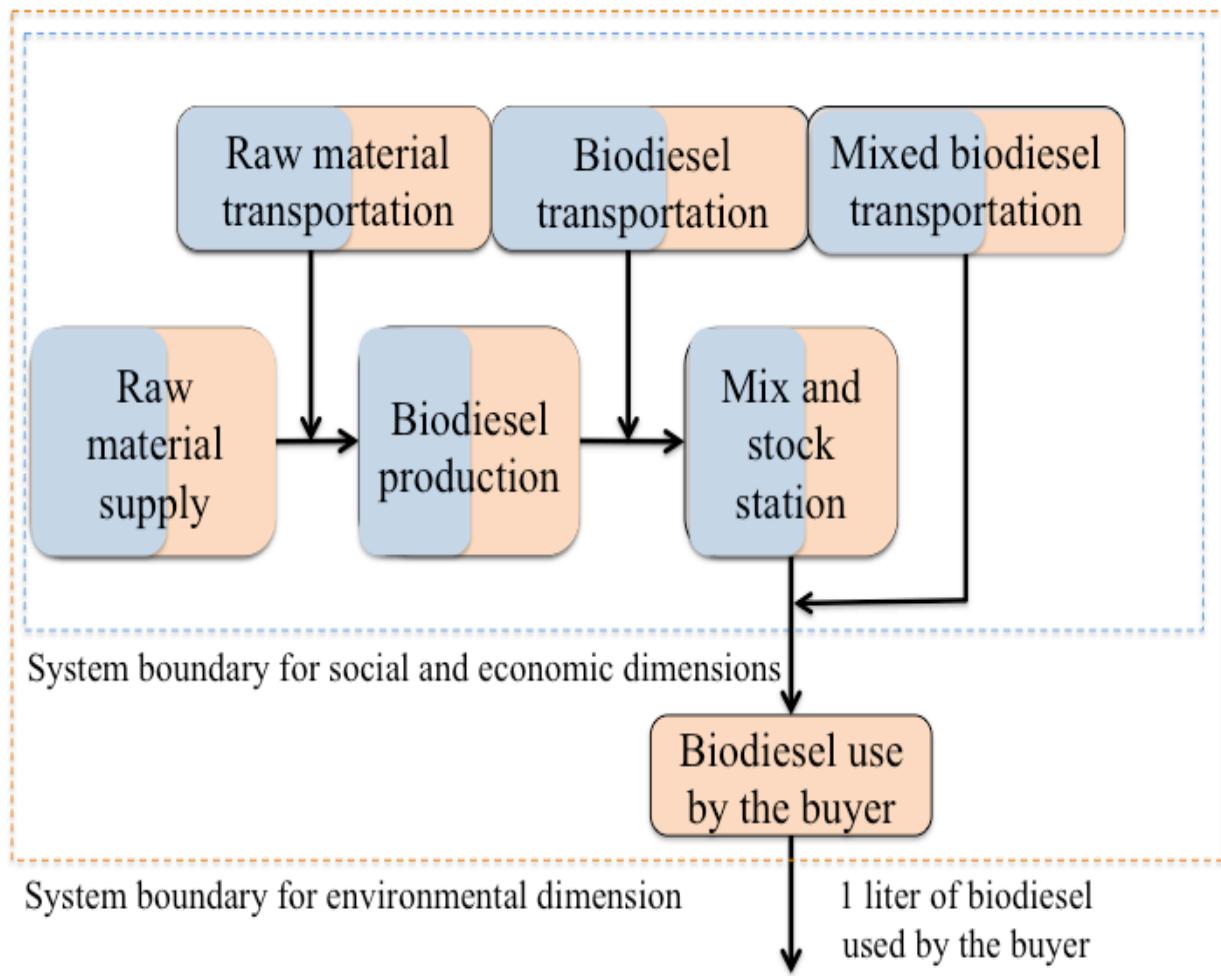


Figure 6.1 – Description of the life cycle phases and system boundaries for social and environmental assessments

The four product systems are described in Table 6.2 and represent the biodiesel suppliers considered in the illustrative case study.

Tableau 6.2 – Characteristics of the four product systems representing the hypothetical biodiesel suppliers in the illustrative case study

Product systems	Characteristics
Biodiesel from Argentinian soybeans (BAS)	<ul style="list-style-type: none"> • The vegetable oil is produced from soy produced in Argentina by a solvent process. • The vegetable oil is transported by truck and ocean vessel. • The biodiesel is produced in the United States. • The biodiesel is transported by truck from the biodiesel factory to the mix and stock station; mixed biodiesel is transported from the mix station to the consumer by truck.
Biodiesel from Malaysian palm (BMP)	<ul style="list-style-type: none"> • The vegetable oil is produced from palm from Malaysia. • The vegetable oil is transported by truck. • The biodiesel is produced in Malaysia. • The biodiesel is transported by ocean vessel from the biodiesel factory to the mix and stock station; mixed biodiesel is transported from the mix station to the consumer by truck.
Biodiesel from US soybeans (BUS)	<ul style="list-style-type: none"> • The vegetable oil is produced from soy produced in the US by a solvent process. • The vegetable oil is transported by truck. • The biodiesel is produced in the United States. • The biodiesel is transported by truck from the biodiesel factory to the mix and stock station; mixed biodiesel is transported from the mix station to the consumer by truck.
Biodiesel from Québec used oil (BUQ)	<ul style="list-style-type: none"> • Used oils from Québec is used as a raw material for biodiesel production. • The biodiesel is transported by truck. • The biodiesel is produced in Québec. • The biodiesel is transported by truck from the biodiesel factory to mix and stock station; mixed biodiesel is transported from the mix station to the consumer by truck.

6.2.2.2 Approach to make decisions based on uncertain LCSA results

Figure 6.2 presents the proposed approach to make decisions based on uncertain LCSA results by multiple criteria decision analysis. It is structured in three phases: (i) assessing product system

performance by life cycle approach; (ii) propagating LCSA uncertainty into MCDA methods and (iii) interpreting the stochastic results.

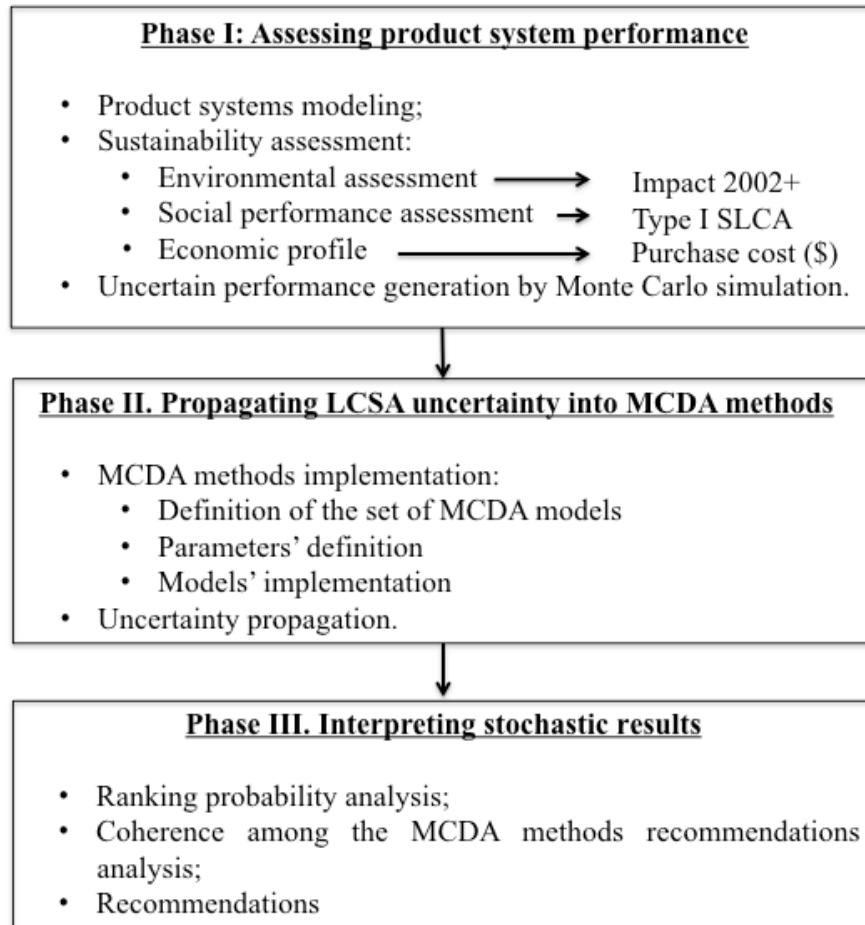


Figure 6.2 – Approach to support decision-making under uncertain life cycle sustainability assessment (LCSA) results by multiple criteria decision analysis (MCDA) methods

6.2.2.2.1 Assessing product system performance

The product systems are modeled based on the life cycle phases provided in Figure 6.1 to obtain the performances over the three sustainability dimensions. The sustainability performance assessment relies on social life cycle assessment (SLCA), environmental life cycle assessment (ELCA) and purchase cost.

LCSA inherits uncertainty. Clavreul et al. (2013) remark two distinct nature of uncertainty: truly stochastic uncertainty, which refers to variability of data and epistemic uncertainty, related to lack of knowledge. For this case study we consider the stochastic uncertainty of the

environmental dimension, i.e. the uncertainty associated to the life cycle inventory from the ecoinvent database. This database includes uncertainty factors for most of its values. The uncertainty of the characterization factors for the environmental impact assessment (used to convert emissions into impact scores) and the hours of work used to calculate social impacts and the prices used for economic evaluation were not taken into account (epistemic uncertainty). Clavreul et al. (2013) defend Monte Carlo simulation as the most common method used to propagate stochastic uncertainty in life cycle approach. As such, the uncertain performances of the environmental and social dimensions were calculated using Monte Carlo simulation technique through 1 000 simulations, as suggested by Marinoni (2005).

The environmental performances of the four biodiesels were calculated based on ecoinvent v.03 (Wernet et al., 2016) datasets for feedstock production, transport, biodiesel production and storage scaled to the functional unit and characterized with the IMPACT 2002+ method (Jolliet et al., 2003) for the human health, ecosystem quality, climate change and resources damage categories. The evaluated product systems are purely hypothetical and rely solely on generic life cycle inventory data. We considered the SimaPro model developed by Fagnen et al. (2010) to calculate the environmental impacts, and SimaPro v8.2 was used to compute the results. For the environmental dimension, the model and database constitute the sources of uncertainty.

Social performance is calculated for three stakeholder dimensions: workers, society and local community. For each dimension, subcategory indicators were defined based on the 31 indicators proposed by UNEP (UNEP, 2013), and type I SLCA was used to calculate the social impacts, considering the framework proposed by Sanchez Ramirez (2014) and adapted by Carmo et al. (2016) and the scoring and weighting methods proposed by Carmo et al. (2016). Details on the modeling choices and calculations are provided in Carmo et al. (2016). In this case, the uncertainty relies on scoring factors used to translate the qualitative scales of the subcategory indicators into cardinal scales and weighting factors to aggregate the performances by stakeholder dimension.

The uncertain performances of the environmental and social dimensions were calculated using Monte Carlo simulation technique through 1 000 simulations, as suggested by Marinoni (2005).

6.2.2.2.2 Propagating LCSA uncertainty into MCDA methods

We considered the gamma problem perspective to rank the four biodiesel product systems. To do so, we selected four methods pertaining to the three classes of MCDA methods considering (i) their occurrence in scientific literature, (ii) their ease of understanding by decision-makers and (iii) the accessibility of the method (i.e. ease of implementation without a specific software package). The four MCDA methods were implemented in Microsoft Excel by VBA (Visual Basic for Applications) with the calibration parameters and considering the sustainability profiles (i.e. social, environmental and cost performances) of the four biodiesel product systems as a starting point.

Each method requires different mandatory calibration parameters, determined based on the value judgment of decision-makers, as presented in Table 6.3. We use the direct elicitation approach to obtain these parameters through questionnaires and interviews.

Table 6.3 – Mandatory calibration parameters for each MCDA method

MCDA methods	Mandatory calibration parameter
Weighted sum TOPSIS	<ul style="list-style-type: none"> Indicator weights
Analytic hierarchy process – AHP	<ul style="list-style-type: none"> Indicator weights Pairwise difference performance parameters to translate the semantic scale proposed by Saaty (2005) into concrete scale
Prométhée II	<ul style="list-style-type: none"> Indicator weights Indifference and preference thresholds

We considered two hierarchy levels to establish weights, as defined by Finkbeiner et al. (2010) and Vinyes et al. (2013) : lower level (weights for stakeholder dimensions, damage categories and purchase cost) and higher level (economic, social and environmental dimensions). The weights for the final criteria were calculated by multiplying the weights of the sustainability dimensions (economic, environmental and social) by the weights of the respective indicators

(human health, ecosystem quality, resources and climate change for environmental dimension; workers, society and local community for social dimension; purchase cost for economic dimension).

There is no universally accepted weighting method (Laurin et al., 2016). However, we observed three approaches largely used in scientific literature to define the weights: pairwise comparison, criteria preference order assignment and points allocation. The pairwise comparison is more precise but is also more sophisticated and less easily understood by decision-makers. It is currently used in the AHP method (Saaty, 2005). The criteria preference order assignment, represented by the ROC (rank order centroid) method (Edwards and Barron, 1994) is easily applied because the only mandatory parameter is criteria preference order. Myllyvitta et al. (2012) highlight this advantage when they argue that current LCA practitioners are not familiar with MCDA methods and simple methods should therefore be prioritized. The weakness of this technique is the coarse approximation because weight calculation is based on the number of indicators. Points allocation provides more flexibility when defining weights as compared to the criteria preference order assignment and are more easily understood by decision-makers. The decision-maker expresses the importance of the indicators at each hierarchical level by assigning a value between 0 and 100. For each hierarchical level, the sum must be 100 (Roberts and Goodwin, 2002). In our case, we considered the points distribution for all MCDA methods to obtain the weights.

After establishing the weighting sets, we defined the other mandatory parameters for each method. For the AHP, the decision-maker makes a pairwise alternative comparison in each criterion considering the comparison assumption (semantic scale) proposed by Saaty (2005). This scale is qualitative and subjective. As such, it is difficult for the decision-maker to make the pairwise comparison. Considering this limitation, we translated the comparison assumption into an explicit scale, as in Table 6.4. We considered $g_x(a)$ as the performance of product system “a” in criterion x and $g_x(b)$ as the performance of product system “b” in the same criterion x. The decision-maker decides the interval of $g_x(a) - g_x(b)$ where the comparison assumption (semantic scale) is representative.

Table 6.4 – Translation of the qualitative scale into a cardinal scale for the AHP method

Comparison assumption	Interval
Equal performance of the two alternatives	$g_x(a) - g_x(b) = 0$
The performance of an alternative is slightly better than the other	$0.0 > g_x(a) - g_x(b) > 0.2$
The performance of an alternative is better than the other	$0.2 \geq g_x(a) - g_x(b) > 0.4$
The performance of an alternative is much better than the other	$0.4 \geq g_x(a) - g_x(b) > 0.6$
The performance of an alternative is categorically better than the other	$g_x(a) - g_x(b) > 0.6$

For the Prométhée II outranking method, the mandatory parameters are the indifference and strict preference thresholds. To obtain these parameters, we defined a percentage scale in which decision-makers locate the thresholds (dotted lines) associated with the strict preference and indifference for each criterion. The scale represents the difference (in percentage) of product system (pairwise) performances in a specific indicator (Figure 6.3).

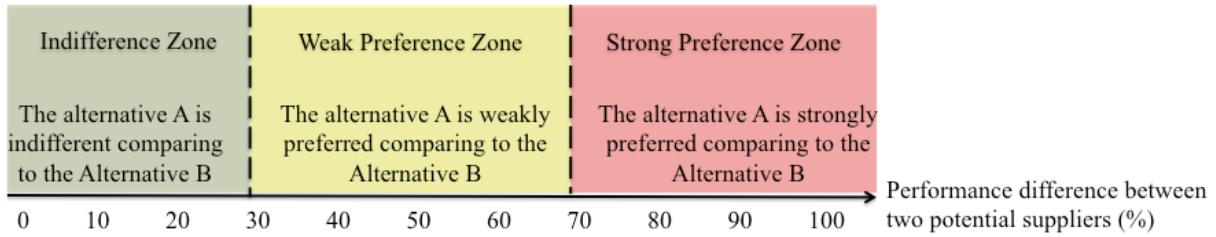


Figure 6.3 – Strategy used to obtain the thresholds from decision-makers for the Prométhée II method

Considering the uncertain LCSA performances obtained by Monte Carlo simulation, we propagated the results into MCDA methods in order to generate the simulated rankings. The MCDA methods are implemented for the 1 000 LCSA performance datasets in order to provide the rankings of the product systems following the same approach proposed by Marinoni (2005) and Hyde et al. (2003).

6.2.2.2.3 *Interpreting the stochastic results*

Rankings from MCDA methods are calculated from stochastic LCSA results. We analyzed the level of confidence of the rankings provided by MCDA methods. For each method, we calculated the probability that each product system is ranked as first, second, third or fourth. This information makes it possible to observe the robustness of the rankings provided by the different methods (counts of simulations where an alternative gets a specific ranking divided by total number of simulations). The level of confidence of the rankings proposed by the different MCDA methods is interpreted as the probability that a product system is ranked in a specific place.

6.2.3 Results

6.2.3.1 Assessing product system performances

Stochastic LCA results are presented in Figure 6.4 by probability density functions for each damage category in Impact 2002+ (human health, ecosystem quality, resources and climate change). The product system BUQ presents the best performances (lower impacts) in all damage categories. However, for the climate change indicator, there are overlaps with BMP. Other overlaps are observed between the different product systems to determine rankings 2 to 4.

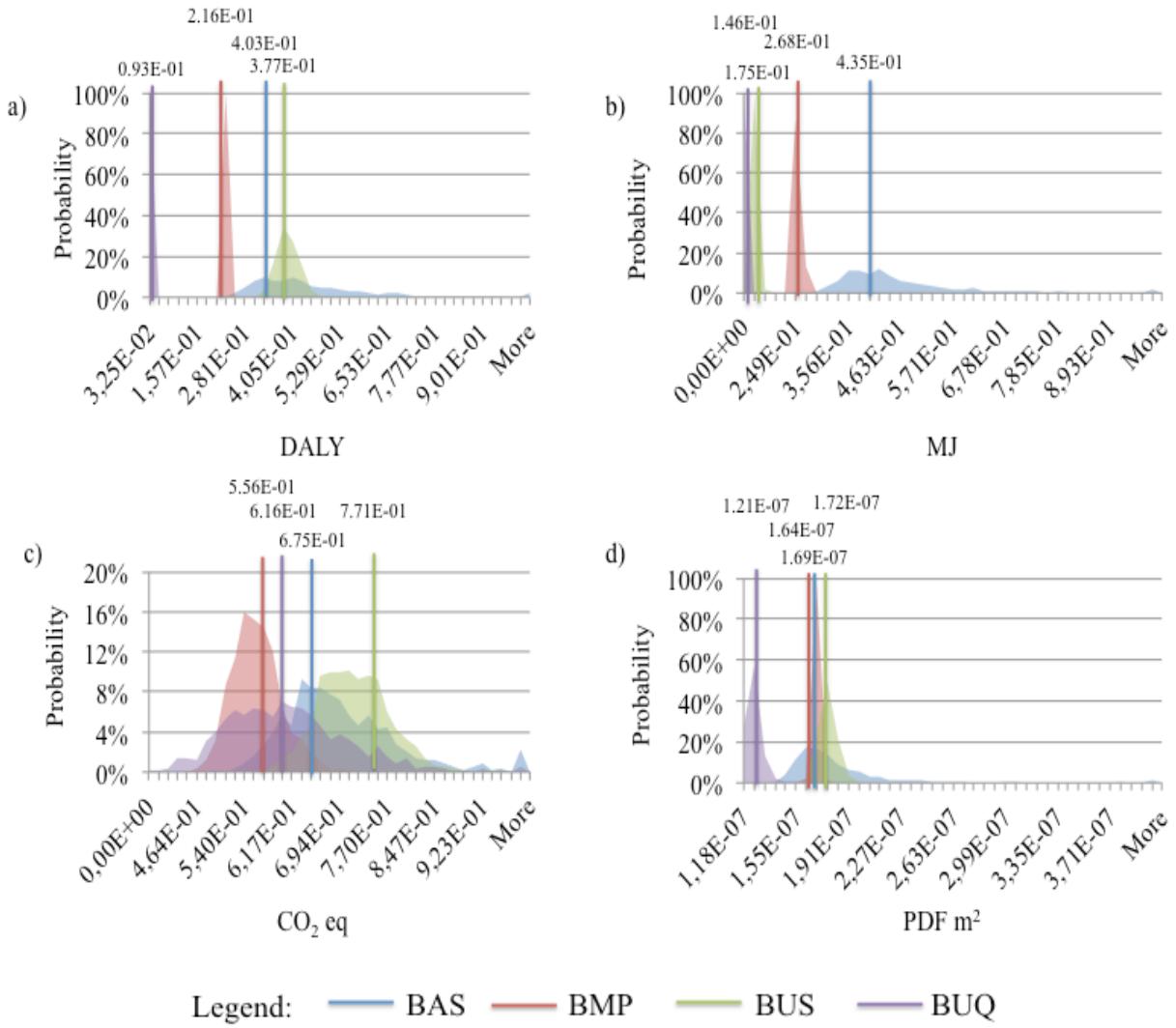


Figure 6.4 – Probability density function for the 4 hypothetical biodiesel suppliers (BAS, BMP, BUS and BUQ)—a) Human health, b) Resources, c) Climate change, d) Ecosystem quality—for the four damage scores in the Impact 2002+ method for 1 000 simulations

Stochastic social life cycle profiles for this illustrative case study were provided by Carmo et al. (2016), as shown in Figure 6.5. The higher the scores, the better the performances. Product system BUS presents the best results in the local community stakeholder dimension. Considering the society stakeholder dimension, there is clear overlap with the BAS product system. Finally, for the workers stakeholder dimension, the BUS product system ranks first. Overlaps are also observed for other ranks in all three stakeholder dimensions.

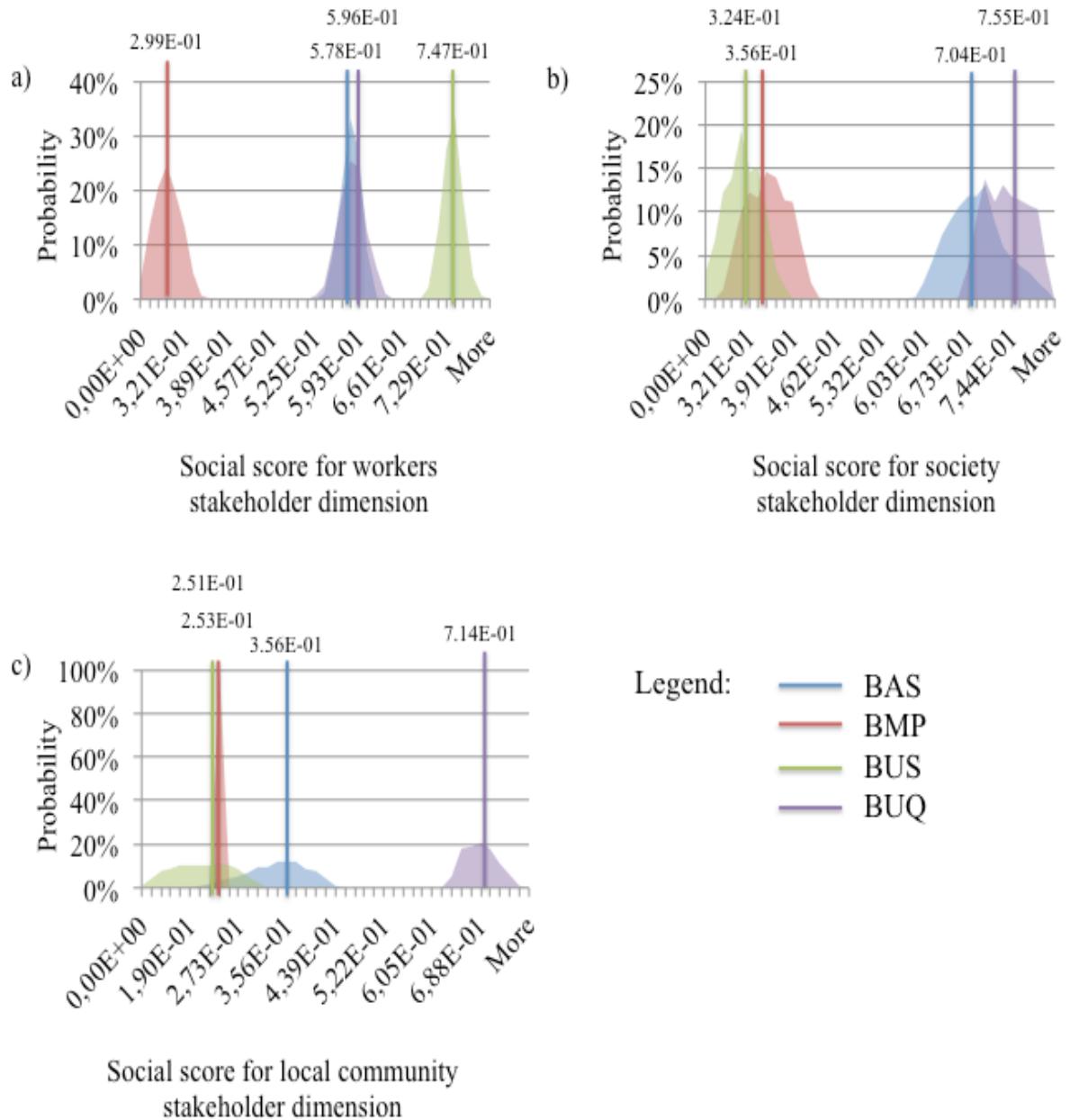


Figure 6.5 – Social score probability density function (based on 1000 simulations) by stakeholder dimension for the four hypothetical biodiesel suppliers (BAS, BMP, BUS and BUQ) : a) workers stakeholder dimension, b) society stakeholder dimension, c) local community stakeholder dimension. The higher the score, the better the social performance

Deterministic results for environmental and social profiles over the whole life cycle for the four hypothetical biodiesel product systems are provided as color lines in Figures 4 and 5.

For the economic dimension, we considered a hypothetical biodiesel purchase cost (deterministic value) for all simulations (Supplier 1 – \$0.87/l; Supplier 2 – \$0.90/l; Supplier 3 – \$0.85/l; Supplier 4 – \$0.95/l). The lower the cost, the better, as is the case for product system BUS.

6.2.3.2 Propagating LCSA uncertainty into MCDA methods

The MCDA methods were set up considering the value judgment of the decision-maker responsible for biodiesel procurement. Different mandatory parameters are necessary for each MCDA method with the exception of weighting factors (Table 6.5), which are common to all methods. For the outranking method, the required supplementary parameters are the thresholds presented in Table 6.6. They were established considering the value judgment of the decision-maker using the strategy illustrated in Figure 3. Finally, the AHP method requires defining the interval used to translate the qualitative comparison assumption into explicit quantitative scales, as presented in Table 6.4.

Table 6.5 – Weighting factors used for all MCDA methods obtained by points' distribution technique

Decision variables		Weighting factors
Sustainability dimensions	Decision criteria	
Environmental	Human Health	8 %
	Ecosystem quality	4 %
	Climate change	16 %
	Resources	12 %
Social	Workers	20 %
	Society	8 %
	Local community	12 %
Economic	Purchase cost	20 %

Table 6.6 – Mandatory parameters of Prométhée II method obtained with the strategy illustrated in Figure 6.3

Decision variables		Thresholds	
Sustainability dimensions	Criteria	Indifference (q)	Preference (p)
Social	Workers	0.1	0.4
	Society	0.2	0.4
	Local community	0.3	0.5
Environmental	Human health	0.2	0.4
	Ecosystem quality	0.1	0.4
	Climate change	0.2	0.4
	Resources	0.4	0.8
Economic	Price	0.3	0.8

The rankings of the four biodiesel product systems generated by each MCDA method are presented in Table 6.7. They are obtained based on the deterministic performances in the environmental and social dimensions. Three MCDA methods (weighted sum, AHP and TOPSIS) provided the same ranking (BUQ > BMP > BUS > BAS). Prométhée II inverted the second and third ranks (BUQ > BUS > BMP > BAS), highlighting the fact that different MCDA methods can lead to different ranking recommendations.

Table 6.7 – Ranking of biodiesel product systems provided by MCDA methods using deterministic LCSA indicator profiles

MCDA technique	1st rank	2nd rank	3rd rank	4th rank
Weighted sum	BUQ	BMP	BUS	BAS
AHP	BUQ	BMP	BUS	BAS
TOPSIS	BUQ	BMP	BUS	BAS
Prométhée II	BUQ	BUS	BMP	BAS

Figure 6.6 present the stochastic results of the four evaluated biodiesel product systems provided by each MCDA method through the respective probability density functions. The y-axis shows the probability and the x-axis the aggregated MCDA scores. The scales of the x-axis are different in each graphic because they are specific to each MCDA method. As such, we did not compare the absolute results among the different MCDA methods but only the rankings they provided.

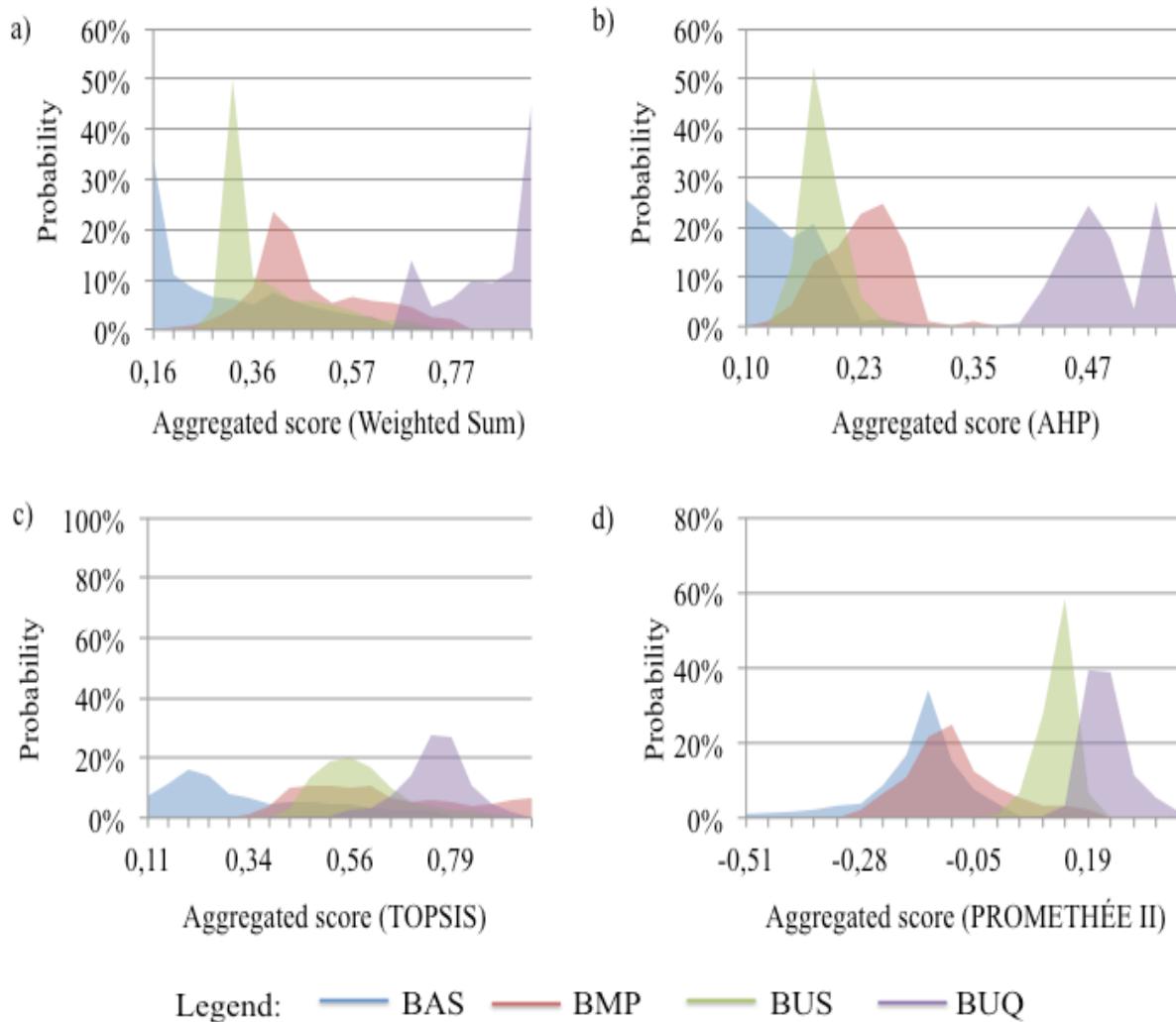


Figure 6.6 – Probability density functions for aggregated scores by MCDA method :. a) weighted sum, b) analytic hierarchy process, c) TOPSIS, d) Prométhée II

The biodiesel represented by the BUQ product system appears to be the solution recommended by all MCDA methods with some nuances in the TOPSIS method, where the probability density

functions of product system BMP in overlaps at ranking no.1. The results of Figure 6.6 do not make it possible to identify the rankings (2nd, 3rd and 4th) of other product systems because there are several overlaps between the respective probability density functions. Further statistical analysis is needed to interpret these stochastic results.

6.2.3.3 Interpreting stochastic results

Table 6.8 reports the confidence level of each product system to be ranked 1st, 2nd, 3rd and 4th for each of the MCDA methods. All of the MCDA methods, with the exception of Prométhée II, converge, identifying the most probable ranking across biodiesel suppliers.

Product systems BUQ (purple), BMP (red), BUS (green) and BAS (blue) are ranked first, second, third and fourth by all MCDA methods with a probability of 68–100%, 38–84%, 61–75% and 62–77%, respectively, except for Prométhée II, with which second and third places are inverted (BUS ranks second and BMP ranks third with a probability of 93% and 61%, respectively).

Table 6.8 – Ranking confidence by MCDA method : a) weighted sum, b) analytic hierarchy process, c) TOPSIS, d) Prométhée II

WS	BAS	BMP	BUS	BUQ
1st	0%	0%	0%	100%
2nd	25%	69%	6%	0%
3rd	13%	26%	61%	0%
4th	62%	5%	33%	0%

AHP	BAS	BMP	BUS	BUQ
1st	0%	0%	0%	100%
2nd	9%	84%	7%	0%
3rd	22%	9%	69%	0%
4th	70%	7%	24%	0%

Topsis	BAS	BMP	BUS	BUQ
1st	1%	30%	1%	68%
2nd	12%	38%	22%	28%
3rd	11%	11%	75%	3%
4th	77%	21%	2%	1%

PRO	BAS	BMP	BUS	BUQ
1st	0%	0%	2%	98%
2nd	0%	5%	93%	2%
3rd	34%	61%	5%	0%
4th	66%	34%	0%	0%

6.2.4 Discussion

The use of the MCDA methods is helpful to support decision making in the context of multidimensional analysis, such as life cycle sustainability assessment. They provide a structured decision-modeling approach that considers the value judgments of the decision-makers.

We demonstrated that it is feasible to account for the uncertainty of the LCSA indicators in MCDA methods. Stochastic results provide a measure of the robustness of the ranking and conclusions. In our illustrative case study, different MCDA methods (except for the Prométhée II method) provided consistent rankings among biodiesel suppliers with different levels of confidence. Prométhée II is the only method that considers the indifference and weak preference zones, which influenced the ranking as compared to the other MCDA methods.

The same rankings provided by the weighted sum, AHP, TOPSIS and Prométhée II MCDA methods were obtained for deterministic and stochastic LCSA results. However, different levels of confidence were obtained depending on the MCDA method.

This research highlights the fact that the uncertainty associated with LCSA indicators may be considered in MCDA, informing the decision-maker on the level of confidence in the final ranking. Our approach was implemented with an Excel based prototype. LCA practitioners can use it to run their own simulations, considering a set of four product systems and the eight sustainability indicators defined in our approach (available in the supporting information).

We did not consider life cycle costing (LCC) in our analysis but it may be included in our framework as an economic performance indicator. Our case study is illustrative and, as such, one should refrain from deriving recommendations on the preference of any of the hypothetical biodiesel product system analyzed here, as none of them represent a specific system or real situation.

6.2.5 Conclusion

This research developed an approach to integrate the uncertainty of LCSA indicators in a decision-making process supported by MCDA methods. The resulting stochastic preferences

provide the opportunity to inform decision-makers on the robustness of the rankings provided by MCDA methods, overcoming the limitation of an excess of confidence of deterministic rankings.

We did not conduct an uncertainty analysis on the weighting factors because the aim of the paper was to analyze how to propagate the LCSA uncertainty into decision-making processes by MCDA methods. However, our approach may be expanded to also address decision-maker uncertainty when defining weighting factors and other mandatory parameters of MCDA models. Similarly, it may be applied to all decision-related problems where uncertain social, environmental and economic life cycle performances are considered as decision criteria.

CHAPITRE 7 RÉSULTATS COMPLÉMENTAIRES

La méthode proposée dans le troisième article (Chapitre 6) a été appliquée dans un projet de la chaire de recherche du CIRAIG (Imbeault-Téreault and Carmo, 2017) dans le but d'offrir un support au processus de choix entre deux systèmes de produits.

7.1 Description de l'étude de cas

Cette étude de cas met l'accent sur le problème décisionnel d'une entreprise qui souhaite créer de la valeur pour ses actionnaires en assurant un transport durable des biens et des personnes afin de garantir un développement économique, social et environnemental responsable. Le focus est le cycle de vie des pneus de camion au Brésil. Plus précisément, cette étude compare les impacts environnementaux, sociaux et économiques des scénarios de gestion des pneus usés en évaluant différentes options de fin de vie des pneus de camion à partir de l'approche cycle de vie.

En tant que telle, cette étude de cas vise à analyser les performances environnementales, sociales et économiques obtenues par l'approche cycle de vie afin de soutenir le choix entre deux scénarios:

- Scénario SR : Sans rechapage. Le pneu arrive à sa fin de vie définitive dès que sa bande de roulement d'origine atteint son usure maximale.
- Scénario AR : Avec rechapage. Lorsque la bande de roulement atteint son usure maximale, le pneu est rechapé puis réutilisé pour le même transport de marchandises.

L'unité fonctionnelle est la même que pour les trois dimensions de durabilité, soit :

« Fournir des pneus pour le transport par poids lourd d'une charge utile de 32 tonnes sur 600 000 km au Brésil en 2012 et gérer les pneus usés »

La distance de 600 000 km représente la durée de vie kilométrique approximative d'un camion poids lourd selon la compagnie. Nous considérons l'évaluation d'impact basée sur les kilomètres parcourus plutôt que sur le nombre d'unités vendues.

La frontière des systèmes étudiés inclut pour tous les scénarios la production des matériaux, la fabrication des pneus, leur usage et leur fin de vie. Elle est la même pour AeCV, AsCV et AcCV à l'exception de l'extension de la limite du système pour les produits évités en fin de vie qui n'est pas appliquée dans l'AcCV. Le rechapage est inclus seulement dans le scénario 2. La Figure 7.1 illustre la frontière des systèmes étudiés.

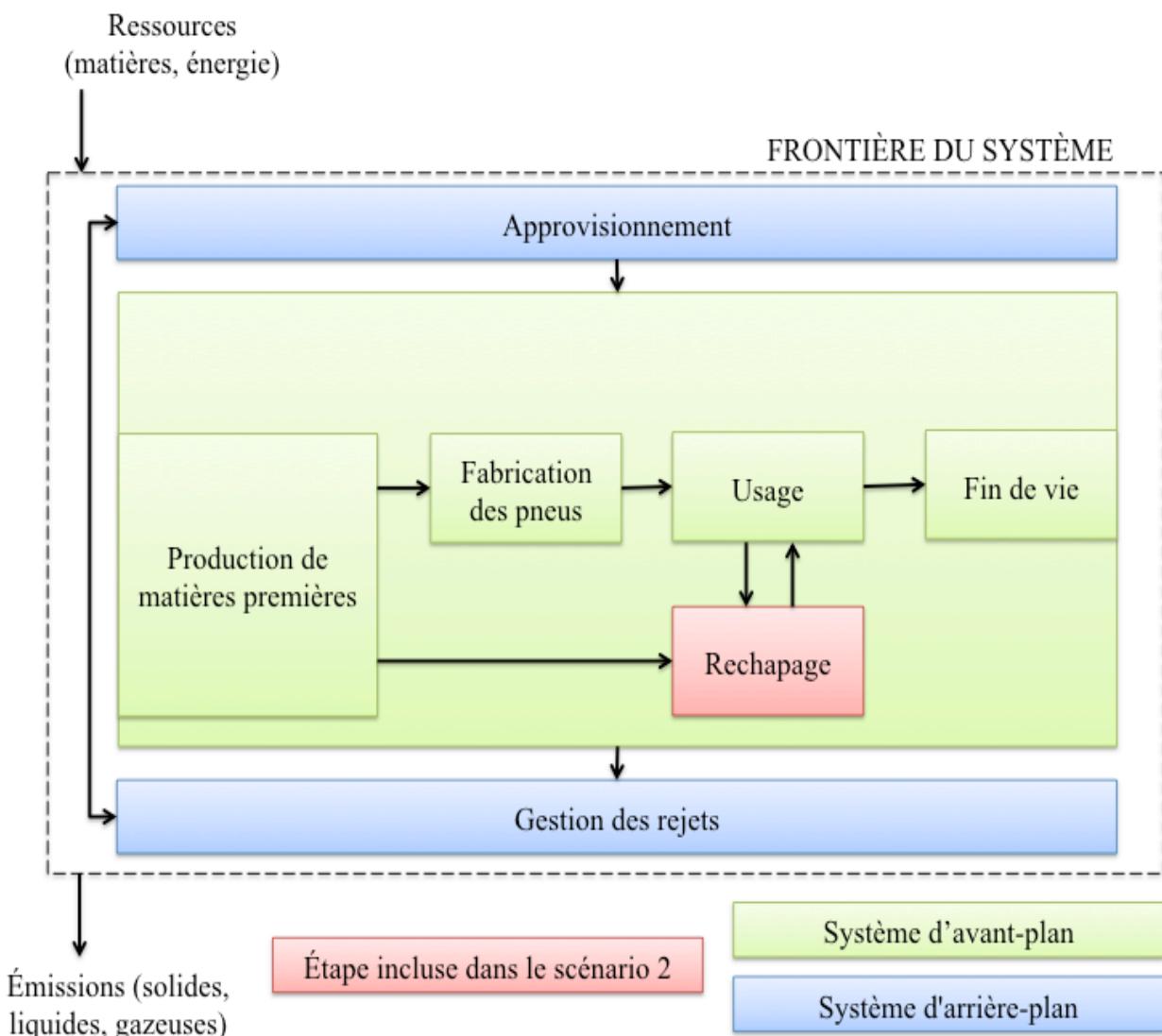


Figure 7.1 – Frontière du système à l'étude. Source : adapté de Imbeault-Tétreault *et al.*, 2015

7.2 Résultats

7.2.1 Évaluation des performances environnementale, sociale et économique

La performance de l'AdCV comprend les résultats des études AeCV, AsCV et AcCV calculées par Imbeault-Tétreault et al. (2015) et Imbeault-Tétreault et Carmo (2017). Une source d'incertitude des évaluations environnementales, sociales et économiques est associée aux flux de référence, c'est-à-dire au nombre de pneus nécessaires (liés à la durée de vie utile) et à la consommation de carburant pendant l'utilisation. Pour les indicateurs environnementaux plus précisément, l'incertitude reliée aux avantages en fin de vie, l'usure des pneus, les distances de transport, la plantation d'hévéa et de soja (changement d'affectation des terres, rendement), les facteurs d'émission et l'inventaire général (issue de la base de données ecoinvent²) a également été prise en compte. Par contre, n'a pas été prise en compte l'incertitude des modèles de caractérisation utilisés pour l'évaluation des impacts environnementaux (c'est-à-dire la conversion des émissions à l'impact potentiel), des heures de travail utilisées dans la *Social Hotspot Database* (SHDB) dans l'évaluation social, ni des prix dans l'évaluation économique. La propagation des incertitudes pour le calcul de résultats stochastiques des trois dimensions de durabilité a été calculée par la simulation de Monte-Carlo (1000 simulations).

Pour le volet environnemental, les impacts ont été calculés en utilisant la méthode ReCiPe³ (Goedkoop et al., 2008) et la base de données ecoinvent (Wernet et al., 2016). Donc, les impacts sur la santé humaine, la qualité des écosystèmes et les ressources représentent les indicateurs du volet environnemental. Pour le volet social, nous avons considéré les indicateurs droits des travailleurs et travail décent, droits de l'être humain, santé & sécurité et gouvernance. Les performances de ces indicateurs ont été obtenues par la SHDB. Enfin, pour la dimension économique, nous avons tenu compte des résultats du coût du cycle de vie. La Figure 7.2 illustre

² Ecoinvent database is a data source used for studies and environmental assessments (Wernet et al., 2016).

³ RECiPe is “a life cycle impact assessment method which comprises harmonized category indicators at the midpoint and the endpoint level” (Goedkoop et al., 2013).

les indicateurs considérés dans notre étude. Le système a été modélisé en Simapro v8.2 pour calculer les résultats dans les trois volets de la durabilité.

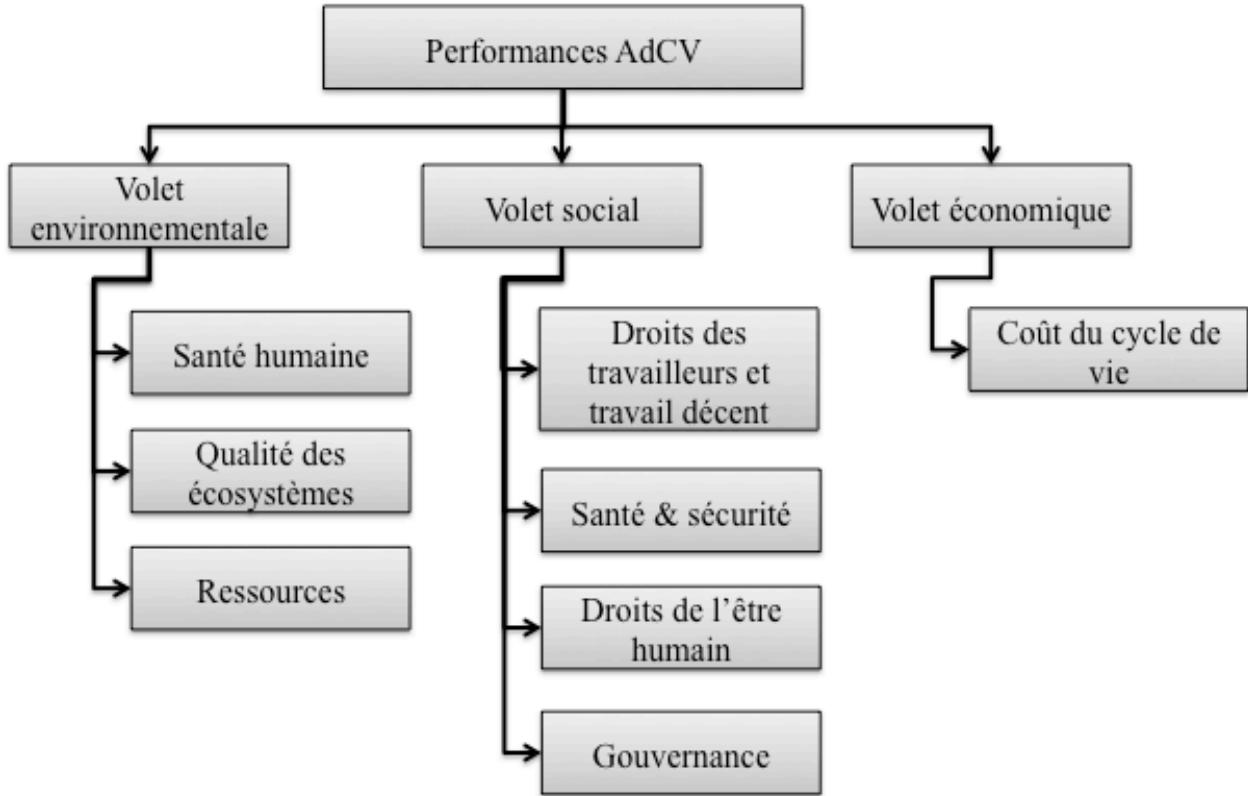


Figure 7.2 – Indicateurs considérés par le modèle d'aide à la décision mise en place

Sur la base des modèles développés par Imbeault-Tétreault et al. (2015) et Imbeault-Tétreault et Carmo (2017) nous avons recalculé les résultats stochastiques de l'AdCV pour chacun des deux scénarios, présentés dans la figure 7.3 par des fonctions de densité de probabilité pour chaque catégorie de dommage du volet environnemental (santé humaine, qualité et ressources des écosystèmes), indicateur du volet social (droits des travailleurs et travail décent, droits de l'être humain, santé & sécurité et gouvernance) et indicateur du volet économique (coût du cycle de vie). Plus les scores sont bas, meilleures sont les performances lors de l'analyse des résultats. Les résultats déterministes de chaque scénario sont illustrés sous la forme de lignes verticales. L'axe y montre la probabilité d'impact et l'axe x, l'impact. Les résultats déterministes (lignes verticales indiquées dans les graphiques de la figure 7.3) montrent que le scénario AR est meilleur que le

scénario SR pour tous les indicateurs sociaux et économiques. Sur le plan des indicateurs environnementaux, les deux scénarios sont équivalents pour les indicateurs santé humaine et ressources, mais pour la qualité des écosystèmes le scénario avec le rechapage est meilleur que celui sans rechapage à cause d'une réduction des activités de culture pour la production du caoutchouc. Cependant, les résultats stochastiques montrent que, pour toutes les catégories, il existe des superpositions importantes entre les courbes, impliquant un risque d'inversion de la conclusion sur la préférence entre les deux scénarios.

L'utilisation de l'analyse multicritères d'aide à la décision permet d'agréger les performances dans le but de supporter le processus de prise de décision en considérant de nombreux critères (santé humaine, qualité, ressources des écosystèmes – volet environnemental; droits des travailleurs et travail décent, droit de l'être humain, santé et sécurité et gouvernance – volet social; coût du cycle de vie – volet économique).

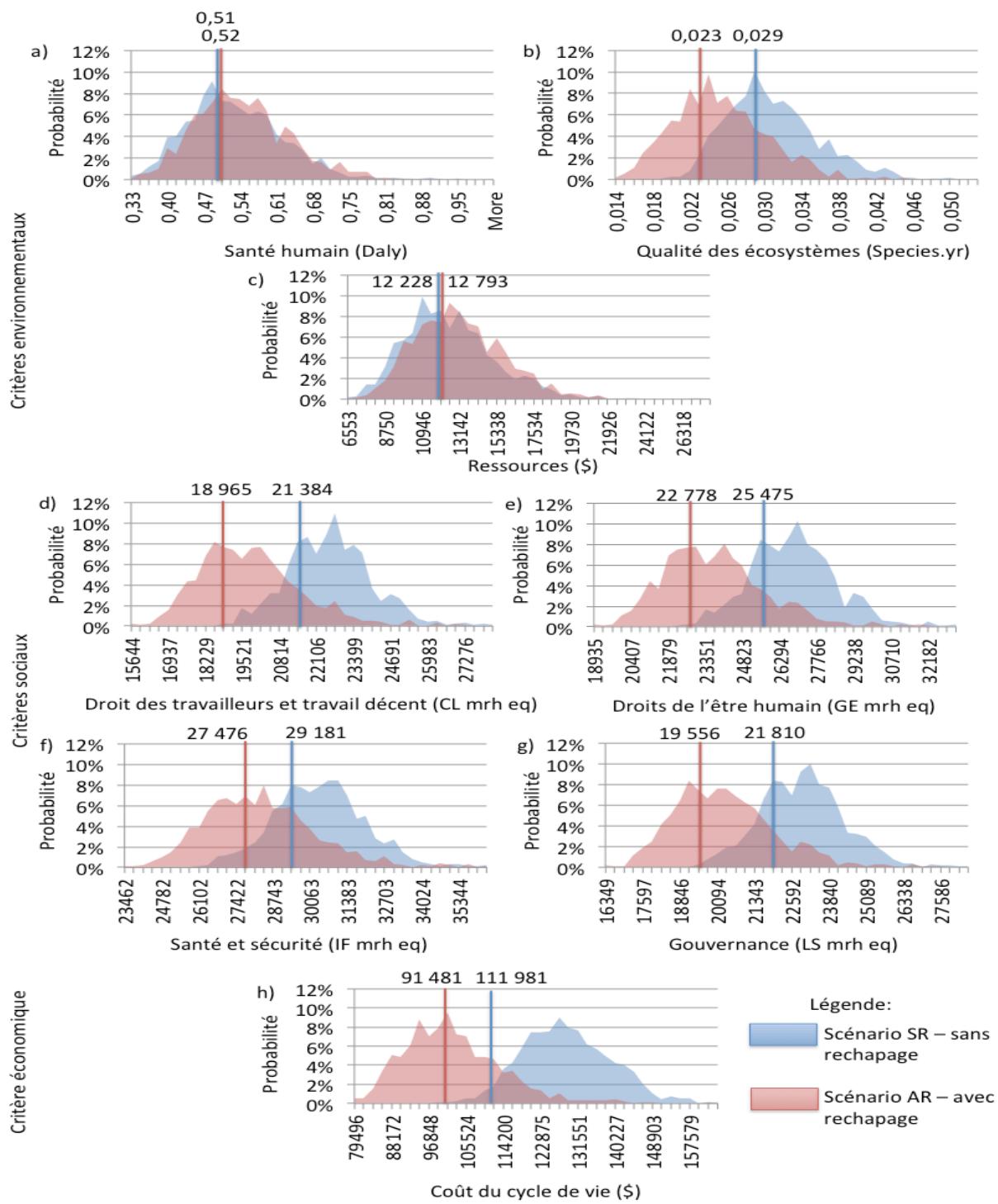


Figure 7.3 — Fonction densité de probabilité pour les deux scénarios possibles (Scénario SR : sans rechapage, Scénario AR : avec rechapage) — a) santé humaine, b) qualité des écosystèmes, c) ressources, d) droits des travailleurs et travail décent, e) droits de l'être humain, f) santé et sécurité, g) gouvernance et h) coût du cycle de vie — pour 1 000 simulations.

7.2.2 Étendre l'incertitude aux méthodes d'aide à la décision

Trois méthodes (Somme pondérée, Topsis et Prométhée II) ont été appliquées pour classer les deux scénarios dans le but de tester la sensibilité du choix de la méthode sur les conclusions. Ils ont été choisis compte tenu de leur occurrence dans la littérature scientifique et de leur facilité de mise en œuvre sans logiciel spécifique. Ils représentent trois approches d'agrégation différentes, tel comme expliqué dans l'article du chapitre 6.

Les tableaux 7.1 et 7.2 fournissent les deux ensembles de poids utilisés pour notre analyse et les paramètres supplémentaires pour la méthode Prométhée II (les seuils de préférence). Nous avons fait usage de l'approche d'élicitation directe⁴ pour obtenir ces paramètres à l'aide de questionnaires et d'entrevues avec le directeur technique des pneus de camion et le directeur de pré-développement de la compagnie.

Tableau 7.1 – Ensembles des facteurs de pondération utilisés par les méthodes d'aide à la décision

Variables de décision		Facteurs de pondération	
Dimensions de la durabilité	Critère de décision	Ensemble 1	Ensemble 2
Sociale	Droits des travailleurs et travail décent	8 %	8 %
	Santé et sécurité	8 %	8 %
	Droits de l'être humain	8 %	8 %
	Gouvernance	8 %	3 %
Environnementale	Santé humaine	11 %	8 %
	Qualité des écosystèmes	11 %	5 %
	Ressources	11 %	13 %
Économique	Coût du cycle de vie	34 %	50 %

⁴ L'élicitation vise à expliciter les préférences du décideur à travers d'un modèle choisi pour les représenter. L'élicitation directe se base sur l'interaction entre l'analyste et le décideur dans le but d'estimer la valeur numérique des paramètres préférentiels, tels que les facteurs de pondération et les seuils de préférence. (Mousseau, 2003)

Tableau 7.2 – Seuils pour la méthode Prométhée II

Variables de décision		Seuils	
Dimensions de la durabilité	Critère de décision	Indifférence (q)	Préférence (p)
Sociale	Droits des travailleurs et travail décent	0,2	0,6
	Santé et sécurité	0,2	0,6
	Droits de l'être humain	0,2	0,6
	Gouvernance	0,2	0,6
Environnementale	Santé humaine	0,2	0,6
	Qualité des écosystèmes	0,2	0,6
	Ressources	0,2	0,6
Économique	Coût du cycle de vie	0,2	0,6

La figure 7.4 présente les scores stochastiques agrégés des deux scénarios évalués fournis par chaque méthode multicritère d'aide à la décision en tenant compte des deux ensembles de facteurs de pondération et des résultats probabilistes AeCV, AsCV et AcCV. L'axe y montre la densité de probabilité des scores agrégés et l'axe x les scores agrégés. Les échelles de l'axe x sont différentes dans chaque graphique, car elles sont spécifiques à chaque méthode multicritères d'aide à la décision. En tant que tels, nous ne pouvons pas comparer les résultats absolus entre les différentes méthodes d'aide à la décision, mais seulement les classements qu'ils fournissent. Pour cette analyse, le score agrégé plus élevé signifie la meilleure performance.

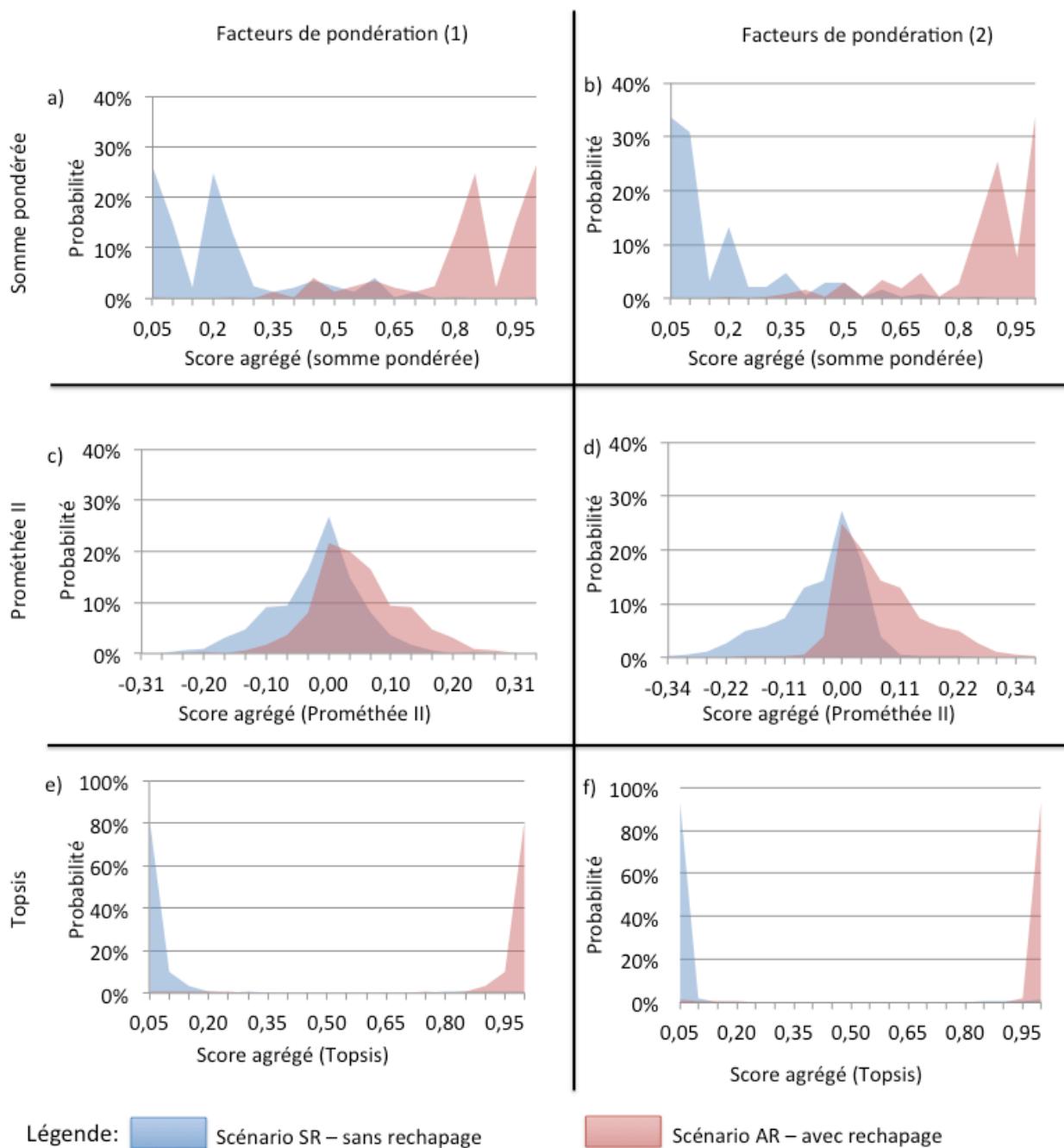


Figure 7.4 – Fonctions densité de probabilité des scores agrégés pour chaque méthode d'aide à la décision et ensemble de poids : a) somme pondérée (FP1); b) somme pondérée (FP2); c) Prométhée II (FP1); d) Prométhée II (FP2); e) Topsis (FP1) et f) Topsis (FP2)

La solution basée sur la distance entre les meilleures et les pires alternatives selon les critères établis, représentée par la méthode Topsis (Figures 7.4 e et 7.4 f), montre clairement que le

scénario avec le rechapage est meilleur que le scénario sans rechapage. Dans la méthode de la somme pondérée, le scénario avec rechapage est également préférable au scénario sans rechapage, même s'il existe une légère superposition entre les deux courbes (figures 7.4 a et 7.4 b). Enfin, en considérant l'approche de surclassement, représentée par la méthode Prométhée II, le scénario de rechapage semble être la meilleure option (figures 7.4 c et 7.4 d). Cependant, dans ce cas, en raison des seuils d'indifférence et de préférence, il y a une superposition importante entre les courbes des deux scénarios.

7.2.3 Interprétation des résultats stochastiques

À partir des résultats observés dans la figure 7.4, nous avons établi le niveau de confiance des classements de chaque scénario selon l'approche développée dans le chapitre 6, 1er et 2e pour chaque méthode d'aide à la décision, en tenant compte des deux ensembles de facteurs de pondération proposés par les décideurs (tableau 7.1). Le scénario AR est la solution préférée par rapport au scénario SR avec plus de 90 % de probabilité pour les méthodes de la somme pondérée et Topsis. Le scénario avec rechapage est préférable à 66 % au scénario sans rechapage avec la méthode Prométhée II, car ce type d'approche tient compte des seuils d'indifférence et de préférence, créant des zones d'équivalence et de préférence faible.

Tableau 7.3 – Niveau de confiance du classement (probabilité que le scénario avec rechapage soit meilleur que le scénario sans rechapage) selon les différentes méthodes d'aide à la décision et les facteurs de pondération

Facteurs de pondération	Méthodes d'aide à la décision		
	Somme pondérée	Prométhée II	Topsis
FP 1	95 %	73 %	93 %
FP 2	92 %	66 %	93 %

7.3 Discussion des résultats et des recommandations

Le classement des scénarios de prolongation de la durée de vie utile des pneus au Brésil implique une grande complexité de prise de décision à cause de la nécessité de tenir compte des différents

indicateurs liés aux trois volets de la durabilité. En raison de la caractéristique multidimensionnelle de ce problème de choix, nous avons utilisé l'approche d'aide à la décision pour appuyer la sélection entre les deux scénarios potentiels et, pour se faire, nous avons recommandé la solution de compromis (selon le jugement de valeur des décideurs).

En observant les résultats de la figure 7.3, le scénario avec rechapage semble présenter la meilleure performance pour presque tous les critères, ce qui nous donne une bonne indication que cette alternative est la meilleure option (recommandation confirmée par les résultats de la Figure 7.4 et du tableau 7.3 obtenus à partir de l'application des méthodes d'aide à la décision).

Par contre, dans le cas où il y plus de critères et d'alternatives (tel qu'illustré par l'étude de cas présenté au Chapitre 6), la prise de décision devient plus complexe à cause des résultats en concurrence pour les différents critères. Dans ce cas, l'approche multicritère d'aide à la décision devient particulièrement pertinente quand une solution de compromis est recherchée.

La mise en œuvre des trois méthodes d'aide à la décision à travers les deux ensembles de facteurs de pondération et les performances incertaines ont permis d'analyser la robustesse de la recommandation, renforçant le scénario 2 comme solution de compromis forte.

Finalement, par les résultats obtenus à partir de l'application de la méthode proposée dans cette étude de cas et dans l'étude de cas illustrative du chapitre 6, nous soulignons trois recommandations pour les processus décisionnels à partir des performances de l'AdCV :

- I. Appliquer différentes méthodes d'aide à la décision avec des procédures d'agrégation de caractéristiques variées. Cela permet d'analyser la similarité entre les recommandations de compromis proposées par chaque méthode.
- II. Faire varier les paramètres obligatoires des méthodes d'aide à la décision. L'utilisation de différents ensembles de paramètres obligatoires permet d'incorporer l'imprécision associée au processus d'élicitation des préférences, améliorant la représentativité du jugement de valeur du décideur.
- III. Tenir compte de l'incertitude des performances de l'AdCV, ce qui permet de tenir compte de l'incertitude des performances, menant à une analyse de la robustesse du classement de compromis fourni par chaque méthode.

CHAPITRE 8 DISCUSSION GÉNÉRALE ET RECOMMANDATIONS

8.1 Atteinte des objectifs de la recherche

De manière globale, l'objectif général de cette thèse qui était de « *Développer une approche capable d'intégrer les résultats d'études d'Analyse de durabilité du Cycle de Vie aux processus de choix de produits à l'aide de modèles multicritères d'aide à la décision de manière à prendre en compte les incertitudes associées* » a été atteint par les réponses apportées aux trois objectifs spécifiques.

Les résultats obtenus au Chapitre 4 permettent de répondre au premier objectif spécifique (développer une approche qui permet de tenir compte des spécificités des indicateurs au moment de la quantification et de l'agrégation des performances sociales dans le contexte des études de l'AsCV type I visant la comparaison des systèmes de produits). Nous avons démontré que l'hypothèse implicite (linéarité) mis en place actuellement dans la quantification des performances sociales à partir des études d'AsCV type I dans le but de produire un score agrégé n'est pas suffisante pour capturer la complexité du processus d'évaluation des impacts sociaux. Chaque indicateur est unique et mesure différents types d'impacts.

Les points de références (utilisés dans l'approche type I) sont différents pour tous les indicateurs dans les études d'AsCV et la diversité des échelles qualitatives des indicateurs augmente davantage si nous considérons aussi le contexte d'opération des compagnies. Dans cette situation, la mise en place d'une échelle quantitative unique linéaire pour traduire les échelles qualitatives en systèmes de scores n'est pas capable d'intégrer toute la complexité d'une évaluation des impacts sociaux. Donc, la mise en œuvre des fonctions de valeur linéaires pour traduire les échelles qualitatives des indicateurs en échelles quantitatives est une approximation grossière de la réalité.

Ce fait a été confirmé par nos résultats : les échelles de traductions obtenues à partir du processus d'élicitation des points de vue des participants du groupe d'experts n'ont pas suivi le comportement linéaire dans la plupart des indicateurs et sont distinctes pour les différents indicateurs.

Si, d'un côté, l'utilisation d'une échelle linéaire égale pour tous les indicateurs ne change pas les classements des systèmes de produits, lorsque nous agrégeons les performances du cycle de vie entière (obtention des performances agrégées pour l'ensemble du cycle de vie selon chaque indicateur à partir de la variable d'activité), l'importance des écarts entre les résultats peut influencer de manière significative la valeur des résultats agrégés au niveau des parties prenantes ou catégories de dommage.

Finalement, nous avons démontré que notre méthode est capable de répondre aux problèmes de linéarité dans la traduction des échelles qualitatives en système de scores en utilisant des fonctions de valeurs customisées déterminées à partir d'un processus d'élicitation des jugements de valeur d'un groupe d'experts. Cette méthode permet de capturer la singularité de chaque indicateur au moment de la quantification des performances. De plus, la définition des facteurs d'agrégation permet d'identifier l'importance des indicateurs considérés dans chaque dimension sociale évaluée dans l'étude.

La méthode présentée au Chapitre 5 permet de répondre directement au deuxième objectif spécifique (développer une approche capable de tenir compte des incertitudes des performances liées à la traduction des évaluations sociales qualitatives en performances quantitatives et aux facteurs de pondération en raison de la subjectivité des jugements de valeur des personnes pour l'approche de l'AsCV type I). Les jugements des personnes varient beaucoup à cause des singularités intrinsèques à chaque être humain et de ses propres valeurs. La méthode de définition des systèmes de scores à partir des fonctions de valeurs customisés proposée comme réponse au premier objectif se base sur les jugements de valeur de chaque personne, ce qui introduit des éléments d'incertitude au moment de l'évaluation des performances sociales.

Compte tenu des recherches précédentes, nous observons que la variabilité associée aux jugements de valeur dans l'AsCV n'a pas encore été étudiée. L'inclusion de ce type d'incertitude permet d'expliquer les jugements de valeurs par une analyse d'incertitude et ainsi déterminer le niveau de confiance de la réponse du modèle.

La combinaison entre les approches proposées pour le premier et deuxième objectif spécifique permet de réunir la diversité des indicateurs sociaux et de la variabilité des jugements de valeurs des gens. Cela permet une évaluation du niveau de confiance d'un résultat sur la base d'une considération explicite des jugements de valeur intégrés dans le modèle

Le développement méthodologique proposé au Chapitre 6 pour atteindre le troisième objectif spécifique (développer une approche qui permet de tenir compte des incertitudes liées aux performances de l'AdCV des systèmes de produits dans le processus de prise de décision en milieu organisationnel en utilisant l'approche multicritère d'aide à la décision de manière à réduire l'excès de confiance des recommandations fournies à partir des résultats d'AdCV déterministes) permet d'étendre les résultats probabilistes des performances d'AdCV dans le processus de prise de décision à l'aide des méthodes d'aide à la décision.

Les méthodes multicritères d'aide à la décision sont utiles pour soutenir la prise de décision dans le cadre de l'analyse multidimensionnelle comme les études d'analyse de la durabilité du cycle de vie. Ils fournissent une approche structurée pour le processus de prise de décision basée sur les jugements de valeur des décideurs.

Ce projet de recherche a permis de propager à la fois l'incertitude des performances de l'AdCV dans les modèles multicritères d'aide à la décision et d'y intégrer l'incertitude des jugements de valeur associés aux préférences des décideurs exprimés par les facteurs de pondération et seuils propres à chaque méthode MDCA.

Cette étape d'aide à la décision ne fait pas partie de l'approche de l'analyse du cycle de vie, mais elle permet de faciliter l'intégration de la riche source d'informations engendrées par les études d'AdCV dans le processus décisionnel.

Ainsi, les réponses apportées à nos trois objectifs spécifiques ont permis de :

- Améliorer la précision de la méthode d'évaluation des impacts sociaux (approche type I de l'AsCV) à partir de l'utilisation de fonctions de valeur et facteurs de pondération customisés;
- Expliciter la prise en compte des incertitudes liées aux systèmes de scores lorsqu'on transforme une évaluation qualitative en score d'impact social et aux facteurs de pondération dans les études et de modéliser leur propagation dans des résultats d'AsCV;
- Proposer une approche intégrant les évaluations de l'AdCV au processus de prise de décision par les méthodes d'aide à la décision considérant les incertitudes associées aux performances de durabilité et préférences des décideurs.

Nous constatons que les trois objectifs spécifiques ont été atteints de manière à répondre à l'objectif général de notre thèse. Par contre, les développements méthodologiques reposent sur un certain nombre d'hypothèses et les résultats présentent quelques limites qui seront discutées dans les sections suivantes.

8.2 Démocratiser l'usage des études d'AdCV comme élément de décision et la prise en compte de la subjectivité humaine

Prendre en considération l'élément « être humain » dans les évaluations de durabilité des produits provoque des incertitudes pour la prise de décision. La modélisation des systèmes de préférences des gens à partir d'outils d'aide à la décision fortifie le processus décisionnel et favorise l'opérationnalisation de la durabilité.

Le but de l'agrégation des résultats n'est pas d'indiquer des solutions optimales, mais de trouver des recommandations de compromis basées sur les jugements de valeur des décideurs de manière à les aider à réfléchir sur le problème décisionnel.

La prise en compte des incertitudes liées aux performances et aux paramètres des modèles d'aide à la décision permet de surmonter la limitation d'un excès de confiance des classements obtenus à partir de paramètres déterministes, qui peuvent varier beaucoup à cause de leurs caractéristiques intrinsèques.

Notre modèle produit des solutions de compromis et il n'est pas souhaitable qu'il prenne la place du décideur. Comme tous les modèles, il est une représentation simplifiée selon des paramètres qui évoluent au fur et à mesure qu'il y a des changements dans les valeurs et les convictions de la société et des gens inclus dans le processus décisionnel.

8.3 Les limites des résultats obtenus

Les travaux ont permis de proposer une nouvelle méthode capable de donner support au processus décisionnel orienté vers la durabilité en milieu organisationnel à partir d'études d'AdCV. Par contre, certaines limites demeurent.

De manière générale, il est important de préciser que notre étude de cas est purement illustrative et ses résultats ne représentent aucun système de produit réel (les applications des méthodes avec des données réelles sont présentées dans les rapports des projets de la chaire du Ciraig indiqués dans le tableau AP.1 — « *Defining product social value* » et « *Life cycle sustainability assessment of tire retrading* » et aussi dans le chapitre présentant des résultats complémentaires de notre thèse). D'autres applications réelles des méthodes proposées ici, comme celles réalisées dans ces projets, devront être expérimentées dans de futures recherches.

8.3.1 Limites de l'approche proposée pour les études d'AsCV

Dans le cadre de l'évaluation des impacts sociaux du cycle de vie, les résultats de notre approche (facteurs de pondération et systèmes de scores) sont spécifiques pour chaque étude de cas et ne peuvent pas être généralisés. Par contre, le développement méthodologique proposé est une approche générale. Il a été conçu comme une étape à la suite d'une évaluation qualitative des impacts sociaux dans le cycle de vie du produit en tenant compte des jugements de valeur d'un groupe d'experts (avec connaissance de base sur l'industrie évaluée) attaché à l'étude.

L'utilisation d'une seule variable d'activité au premier niveau d'agrégation (nombre de travailleurs) pour les trois dimensions des parties prenantes peut ne pas être représentative et donc être une première limite. Une seconde bien identifiée est le manque d'une méthodologie capable de supporter le processus de choix des indicateurs sociaux. À ce point, le choix a été fait sur la base de notre meilleure connaissance d'un ensemble pertinent d'indicateurs pour cette étude de cas illustrative.

Il faut aussi remarquer que notre approche s'adresse seulement à une partie des incertitudes (celles qui sont basées sur les jugements de valeur des gens – facteurs de pondération et système de scores). Nous ne considérons pas l'incertitude potentielle associée à l'évaluation de la performance qualitative. Nous avons supposé que les évaluations qualitatives tout au long des étapes du cycle de vie du système de produits sont correctes et représentent la réalité. L'incertitude potentielle associée à ce type d'évaluation demeure une lacune de recherche à modéliser.

La quantité des participants du groupe d'experts est aussi limitée, ce qui a mené à l'utilisation d'une distribution de probabilité uniforme pour produire les systèmes de scores et les facteurs de pondération à partir de la simulation de Monte-Carlo. Par contre, en croisant la représentativité du groupe d'experts avec celle des représentants des parties prenantes, il sera possible de déterminer des distributions de probabilité plus représentatives de la pensée des gens de façon générale.

8.3.2 Limites de l'approche proposée pour l'intégration des études d'AdCV à la prise de décision

Par rapport à l'utilisation des résultats de l'AdCV dans la prise de décision, seulement les facteurs d'incertitude liés aux performances de l'AdCV ont été pris en compte dans notre étude. Les incertitudes des paramètres au niveau d'application des méthodes multicritère d'aide à la décision ne sont donc pas traitées. Par contre, nous avons faite une analyse de sensibilité sur les facteurs de pondération dans l'exercice réalisé avec Michelin, présenté dans le chapitre 7.

Les résultats agrégés proposés par notre méthode sont limités et doivent être utilisés comme un outil pour donner support au processus décisionnel et non pas pour décider au lieu des gens. Le résultat est une recommandation et, comme tel, il est important que les décideurs réalisent qu'il ne s'agit pas d'une méthode de choix optimal. Les résultats donnent une indication d'une solution de compromis en se basant sur les valeurs exprimées par les décideurs.

8.4 Recommandations pour de futures recherches

Tel que mentionné précédemment, les travaux réalisés possèdent quelques limites qui devront être considérées dans de futures recherches. Nous séparons en deux groupes nos recommandations pour de futures recherches. Le premier groupe comporte le besoin de recherche dans les études d'AsCV et le deuxième, les lacunes qui restent à éliminer concernant l'utilisation des études d'AdCV dans la prise de décision.

Dans le premier groupe, nous ne proposons pas des systèmes de scores et facteurs de pondération globaux. Pour qu'ils puissent être généralisés pour chaque type d'industrie, il serait nécessaire de

réaliser une étude à grande échelle avec un ensemble représentatif d'experts mondiaux dans l'AsCV et de représentants des parties prenantes de manière à produire des paramètres standard communs à toutes les études. Cependant, il est à remarquer que les jugements de valeur des gens peuvent se modifier dans le temps et chaque étude de cas est unique. Donc, un modèle dynamique est souhaitable.

Dans le cadre de notre contribution méthodologique à la méthode de l'AsCV, il est encore nécessaire de développer une approche capable de proposer des variables d'activité plus représentatives pour chaque dimension sociale évaluée. De plus, une approche pour supporter le processus de sélection des indicateurs doit également être l'objet de recherches futures.

Finalement, il faut encore attaquer d'autres types d'incertitudes potentiels de l'AsCV social, tels que l'incertitude liée aux évaluations qualitatives des systèmes de produits de chaque indicateur.

Par rapport à l'emploi des études d'AdCV dans les processus de prise de décision, il faudrait réaliser une analyse de l'incertitude sur les facteurs de pondération (du processus d'agrégation). Notre approche peut être étendue de façon à inclure l'incertitude liée à la définition des facteurs de pondération et à d'autres paramètres obligatoires des modèles multicritères d'aide à la décision.

Nous avons utilisé le processus d'élicitation directe pour collecter les données de préférence et les jugements de valeur. Il existe d'autres techniques qui peuvent être utilisées dans ce but et comparer les résultats en utilisant d'autres ensembles de paramètres peut être réalisé pour tester la sensibilité des modèles aux variations des paramètres.

CHAPITRE 9 CONCLUSION

Cette thèse a permis de franchir certaines limites de quantification et d'agrégation de scores d'impact dans l'analyse sociale du cycle de vie et de leur intégration dans des résultats d'analyse de durabilité du cycle de vie par des approches méthodologiques permettant de :

1. Adresser le problème de choix arbitraires dans les études d'AsCV quant à la quantification des performances sociales, qui présentent des simplifications grossières. Nous avons démontré que l'hypothèse de linéarité implicite dans les études d'AsCV n'est pas nécessairement valide pour tous les indicateurs sociaux. Il faut donc réfléchir sur chaque échelle quantitative des indicateurs de manière à la customiser en fonction de ses spécificités. Nous proposons une toute nouvelle approche qui va dans cette direction.
2. Considérer l'incertitude liée aux jugements de valeur (de l'expert et/ou du décideur) dans les études d'AsCV. La définition des échelles et des facteurs de pondération dans les recherches d'AsCV, basée sur les jugements de valeur des gens et sur la diversité de la pensée humaine, provoque des incertitudes quant à la quantification et à l'agrégation des résultats. Nous avons proposé une méthode qui, pour la première fois, tient compte des incertitudes comprises dans ces recherches.
3. Intégrer les résultats produits par les études d'AdCV au processus de prise de décision. La proposition d'une méthode prenant en compte l'incertitude dans les études d'AdCV au moment de la prise de décision s'est montrée une approche d'opérationnalisation de la pensée cycle de vie au moment de choisir entre un ensemble de systèmes de produits potentiels.

Pour aller plus loin dans le domaine de l'analyse sociale du cycle de vie, de futurs développements devront permettre de développer des approches pour la sélection d'indicateurs pertinents dans l'AsCV, de manière à surmonter le choix arbitraire d'indicateurs des évaluations sociales.

De plus, une collecte de données plus large est aussi indiquée pour l'obtention de systèmes de scores et de facteurs de pondération plus représentatifs de la diversité des jugements de valeur des experts et/ou décideurs. On pourrait également préconiser l'établissement de systèmes de scores et facteurs de pondération génériques pour chaque type d'industrie.

Finalement, nous avons démontré la faisabilité de l'opérationnalisation de la prise de décision dans un contexte de durabilité à partir d'une approche cycle de vie. Nous avons démontré qu'il est possible d'inclure l'incertitude des performances d'AdCV dans le processus de prise de décision à partir des méthodes multicritères d'aide à la décision. Des résultats stochastiques sont capables de fournir des mesures sur la robustesse des classements. Dans cette direction, nous voyons l'importance de réaliser des analyses de sensibilité des poids définis selon les jugements de valeur des décideurs. Selon les besoins, des analyses du coût du cycle de vie peuvent également être intégrées à notre modèle.

BIBLIOGRAPHIE

- Amiri M, Nosratian N E, Jamshidi A and Kazemi A (2008) Developing a new electre method with interval data in multiple attribute decision making problems. *J. Appl. Sci.* 22: 4017-4028.
- Aparcana S, Salhofer S (2013) Development of a social impact assessment methodology for recycling systems in low-income countries. *Int J Life Cycle Assess* 18:1106–1115. doi:10.1007/s11367-013-0546-8
- Bachmann T M (2013) Towards life cycle sustainability assessment: drawing on NEEDS project's total cost and multi-criteria decision analysis ranking methods. *Int. J. Life Cycle Assess.*18: 1698-1709. doi: 10.1007/s11367-012-0535-3
- Balali V, Zahraie B and Roozbahni A (2014) Integration of Electre III and Promethee II decision-making methods with an interval approach: application in selection of appropriate structural systems. *J. Comput. Civil Eng.* 28(2): 297-314. doi: 10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000254
- Bana e Costa C A and Vansnick J-C (2008) A critical analysis of the eigenvalue method used to derivate priorities in AHP. *Eur. J. Oper. Res.* 187(3): 1422-1428. Doi: 10.1016/j.ejor.2006.09.022.
- Beaulieu L, Russo Garrido S, Hamaide F, Revéret J-P (2014) From potential hotspots identification to social issues prioritization. Social LCA in progress. C. Macombe et D. Loeillet. Montpellier, CIRAD, p 115–122
- Benoit-Norris, C., Norris, G. A., Valdivia, S. Ciroth, A., Moberg, A., Bos, U., Praksha, S., Ugaya, C. and Beck, T (2010) The guidelines for social lifecycle assessment of products: just in time! *Int. J. Life Cycle Assess.* 15 :156-163. doi : 10.1007/s11367-009-0147-8
- Benoit-Norris C, Vickery-Niederman G, Valdivia S, Franze J, Traverso M, Ciroth A, Mazijn B (2011) Introducing the UNEP/SETAC methodological sheets for subcategories of social LCA. *Int. J. Life Cycle Assess.* 16 :682-690. doi : 10.1007/s11367-011-0301-y
- Benoît C. and Mazijn B (2009). Guidelines for social life cycle assessment of products. Life Cycle Initiative. Disponible dans : http://www.unep.fr/shared/publications/pdf/DTIx1164xPA-guidelines_SLCA.pdf. Accessed 20 June 2015.

Bengtsson M (2001) Weighting in practice: implications for the use of life-cycle assessment in decision making. *J. Ind. Ecol.* 4(4): 47-60. doi: 10.1162/10881980052541945

Brans J-P and Mareschal B (2005) Promethee methods. In Figueira J, Greco S and Ehrgott M (ed) *Multiple Criteria Decision Analysis: State of Art, Surveys*. Springer, Boston, pp 133-161.

Caillet R (2003) Analyse multicritère : Étude et comparaison des méthodes existantes en vue d'une application en analyse de cycle de vie, Cahier Scientifique CIRANO, n 2003s-53, Montréal.

Carmo B B T, Margni M and Baptiste P (2017) Addressing uncertain scoring and weighting factors in social life cycle assessment. *Int. J. Life Cycle Assess.* In press. Doi : 10.1007/s11367-017-1275-1

Carmo B B T, Margni M et Baptiste P (2017) Customized scoring and weighting approaches for quantifying and aggregating results in social life cycle impact assessment. *Int. J. Life Cycle Assess.* In press. Doi : 10.1007/s11367-017-1280-4

Clavreul J, Guyonnet D, Tonini D and Christensen T H (2013) Stochastic and epistemic uncertainty propagation in LCA. *Int. J. Life Cycle Assess.* 18:1393-1403. doi: 10.1007/s11367-013-0572-6.

Ciroth A, Franze J (2011) LCA of an ecolabeled notebook: consideration of social and environmental Impacts along the entire life cycle. GreenDeltaTC GmbH, Berlin

Chai J, Liu J N K, Ngai E W T (2013) Application of decision-making techniques in supplier selection: a systematic review of literature. *Expert Syst. Appl.* 40: 3872-3885. doi: 10.1016/j.eswa.2012.12.040

Chhipi-Shrestha G K, Hewage K and Sadiq R (2015) Socializing sustainability: a critical review on current development status of social life cycle assessment. *Clean Techn Environ Policy.* 17: 579-596. doi: 10.1007/s10098-014-1841-5.

Dong Y H and Thomas Ng S (2015) A social life cycle assessment model for building construction in Hong Kong. *Int. J. Life Cycle Assess.* 20: 1166-1180. doi: 10.1007/s11367-015-0908-5

Dreyer, L. C., Hauschild, M. Z. et Schierbeck, J. (2006) A framework for social life cycle impact assessment. *Int. J. Life Cycle Assess.* 11(2):88-97.

Dreyer L C, Hauschild M Z and Schierbeck J (2010) Characterisation of social impacts in LCA. Part 1 : Developement of indicators for labour rights. *Int. J. Life Cycle Assess.* 15: 247-259. doi : 10.1007/s11367-009-0148-7

Dyer J S (2005) MAUT – Multiattribute Utility Theory. In Figueira J, Greco S and Ehrgott M (ed) *Multiple Criteria Decision Analysis: State of Art, Surveys*. Springer, Boston, pp 4-24.

Edwards W and Barron F H (1994) SMARTS and SMARTER: improved simple methods for multiattribute utility measurement. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*. 60 (3): 306-325. doi: 10.1006/obhd.1994.1087

Ekener-Petersen E and Finnveden G (2013) Potential hotspot identified by social LCA – part 1: a case study of a laptop computer. *Int. J. Life Cycle Assess.* 18: 127-143. doi: 10.1007/s11367-012-0442-7

Ekener-Petersen E and Moberg Å (2013) Potential hotspot idenfied by social LCA – Part 2: Reflections on a study of a complex product. *Int. J. Life Cycle Assess.* 18: 144-154. doi: 10.1007/s11367-012-0443-6.

Fagnen, S, Ménard J F, Brodeur C, Beaudoin D, Lamarche V, Réveret J P (2010) Analyse environnementale et socio-économique de l'utilisation de biodiesel en remplacement des produits pétroliers dans les autobus de la STM. Rapport d'analyse préliminaire CIRAIQ, Montréal.

Finkbeiner M, Schau E M, Lehmann A and Traverso M (2010) Towards life cycle sustainability assessment. *Sustainability* 2:3309-3322. doi: 10.3390/su2103309

Foolmaun RK, Ramjeeawon T (2013) Comparative life cycle assessment and social life cycle assessment of used polyethylene terephthalate (PET) bottles in Mauritius. *Int J Life Cycle Assess* 18:155–171

Goumas M and Lygerou V (2000) An extension of the Promethee method for decision making in fuzzy environment: ranking of alternative energy exploitation projects. *Eur. J. Oper. Res.* 123:606-613. Doi: 10.1016/S0377-2217(99)00093-4

Goedkoop M J, Heijungs R, Huijbregts M, De Schryver A, Struijs J and Van Zelm R (2008) ReCiPe – A life cycle impact assessment method which comprises harmonised category indicators at the midpoint and the endpoint level; First edition Report I: Characterisation; 6 January 2009, <http://www.lcia-recipe.net>

Goedkoop M, Heijungs R, Scryver A, Struijs J and Zelm R (2013) ReCiPe 2008. Available at <http://www.lcia-recipe.net/file-cabinet>.

Guitouni A and Martel J-M (1998) Tentative guidelines to help choosing an appropriate MCDA method. *Eur. J. Oper. Res.* 109:501-521. doi: 10.1016/S0377-2217(98)00073-3

Halog A and Manik Y (2011) Advancing integrated systems modeling framework for life cycle sustainability assessment. *Sustainability* 3: 469-499. Doi: 10.3390/su3020469

Hanandeh A E and El-Zein (2010) The development and application of multi-criteria decision-making tool with consideration of uncertainty: The selection of a management strategy for the bio-degradable fraction in the municipal solid waste. *Bioresour. Technol.* 101: 555-561. doi: 10.1016/j.biortech.2009.08.048

Heijungs R, Huppes G and Guinée J B (2010) Life cycle assessment and sustainability analysis of products, materials and technologies. Toward a scientific framework for sustainability life cycle analysis. *Polym. Degrad. Stab.* 95: 422-428. doi: 10.1016/j.polymdegradstab.2009.11.010

Hosseiniou S A, Mansour S and Shirazi M A (2014) Social life cycle assessment for material selection: a case study of building materials. *Int. J. Life Cycle Assess.* 19: 620-645. doi: 10.1007/s11367-013-0658-1

Hyde K, Maier H R and Colby C (2003) Incorporating uncertainty Hyde K, Maier H R and Colby C (2003) Incorporating uncertainty in Promethee MCDA method. *Journal of Multi-Criteria Decision Analysis* 12:245-259. doi: 10.1002/mcda.361

Ilg P, Scope C, Muench S et Guenther E (2017) Uncertainty in life cycle costing for long-range infrastructure. Part I: leveling the playing field to address uncertainties. *Int. J. Life Cycle Assess.* 22:277–292. doi : 10.1007/s11367-016-1154-1

Imbeault-Tétreault H, Beaulieu L, Fallaha S, Russo Garrido S, Samson R. and Revéret J-P (2015). ACV environnementale et sociale d'options de prolongation de la vie utile de pneus de poids lourds au Brésil. Montreal, 294 p.

Imbeault-Tétreault H et Carmo B B T (2017) Life cycle sustainability assessment of tires retreading. Montréal, 51 p.

ISO 14044 (2006) International Norm ISO 14044 – Management environnemental - Analyse de cycle de vie - Exigences et lignes directrices. ISO, Switzerland.

Jolliet O, Saadé M, Crettaz P and Shaked S (2010) Analyse du cycle de vie – Comprendre et réaliser un écobilan. 2nd edition. Presses Polytechniques et Universitaires Romandes, Lausanne.

Jolliet, O, Margni M, Charles R, Humbert S, Payet J, Rebitzer G and Rosenbaum R (2003). IMPACT 2002+: A new life cycle impact assessment methodology. *Int. J. Life Cycle Assess* 8(6): 324-330. doi: 10.1007/BF02978505

Keller H, Rettenmaier N, Reinhardt G A (2015) Integrated life cycle sustainability assessment - a practical approach. *Appl. Energy* 154:1072-1081. doi: 10.1016/j.apenergy.2015.01.095

Klöpffer W and Ciroth A (2011) Is LCC relevant in a sustainable assessment? *Int. J. Life Cycle Assess.* 16: 99-101. doi: 10.1007/s11367-011-0249-y

Jørgensen, A. (2013) Social LCA – a way ahead? *Int. J. Life Cycle Assess.* 18:296-299. doi: 10.1007/s11367-012-0517-5

Jørgensen A, Jørgensen M S (2010) Defining the baseline in social life cycle assessment. *Int. J. Life Cycle Assess.* 15:376-384. doi: 10.1007/s11367-010-0176-3

Laurin L, Amor B, Bachmann T M, Bare J, Koffler C, Genest S, Preiss P, Pierce J, Satterfield B and Vigon B (2016) Life cycle assessment capacity roadmap (section 1): decision-making support using LCA. *Int. J. Life Cycle Assess.* 21: 443-447. doi: 10.1007/s11367-016-1031-y

Lehmann A, Zschieschang E, Traverso M, Finkbeiner M and Schebek L (2013) Social aspects for sustainability assessment of technologies – challenges for social life cycle assessment (SLCA). *Int. J. Life Cycle Assess.* 18:1581-1592. doi: 10.1007/s11367-013-0594-0

Le Téno J F and Mareschal B (1998) An interval version of Promethee for the comparison of building products' design with ill-defined data on environmental quality. *Eur. J. Oper. Res.* 109: 522-529. doi: 10.1016/S0377-2217(98)00074-5

Lora E E S, Palacio J C E, Rocha M H, Reno M L G, Venturini O J and Olmo O A (2011) Issues to consider, existing tools and constraints in biofuels sustainability assessments. Energy. 36:2097-2110. Doi: 10.1016/j.energy.2010.06.012

Macombe, C., Leskinen, P., Feschet, P. et Antikainen, R. (2013) Social life cycle assessment of biodiesel production at three levels: a literature review and development needs. J. Cleaner Prod. 52 :205-216. doi : 10.1016/j.jclepro.2013.03.026

Macombe C, Loeillet D and Gillet C (2016) Extended community of peers and robustness of social LCA. Int. J. Life Cycle Assess. Doi: 10.1007/s11367-016-1226-2

Manik Y, Leahy J, Halog A (2013) Social life cycle assessment of palm oil biodiesel: a case study in Jambi province of Indonesia. Int J Life Cycle Assess 18:1386–1392. doi:10.1007/s11367-013- 0581-5

Manhart A, Griesshammer R (2006) Social impacts of the production of notebook PCs, Öko-Institute e.V

Mathe S (2014) Integrating the participatory approaches into social life cycle assessment: the SLCA participatory approach. Int. J. Life Cycle Assess. 19:1506-1514. doi: 10.1007/s11367-014-0758-6

Marinoni, O. (2005) A stochastic spatial decision support system based on PROMETHEE, International Journal of Geographical Information Science, 19:1, 51-68, DOI: 10.1080/13658810412331280176

Mousseau V (2003) Elicitation des préférences pour l'aide multicritère à la décision. Mémoire. Université Paris Dauphine.

Muller S., Lesage P., Ciroth A., Mutel C., Weidema B.P. and Samson S. (2014) The application of the pedigree approach to the distributions foreseen in ecoinvent v3. Int. J. Life Cycle Assess. 21: 1327. doi:10.1007/s11367-014-0759-5

Myllyviita T, Holma A, Antikainen R, Lähtinen K and Leskinen P (2012) Assessing environmental impacts of biomass production chains – application of life cycle assessment (LCA) and multi-criteria decision analysis (MCDA). J. Cleaner Prod. 238-245. doi: 10.1016/j.jclepro.2012.01.019

Norese M F (2006) Electre III as a support for participatory decision-making on the localisation of waste-treatment plants. *Land Use Policy* 23:76-85. doi: 10.1016/j.landusepol.2004.08.009

Qureshi M N, Kumar D and Kumar P (2007) Selection of potential 3PL services providers using Topsis with interval data. *IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management* 1512-1516. doi: 10.1109/IEEM.2007.4419445

Parent J, Cucuzzella C, Revéret J P (2010) Impact assessment in SLCA: sorting the sLCIA methods according to their outcomes. *Int. J. Life Cycle Assess.* 15:164-171. doi: 10.1007/s11367-009-0146-9

Reitinger C, Dumke M, Barosevcic M and Hillerbrand R (2011) A conceptual framework for impact assessment within SLCA. *Int. J. Life Cycle Assess.* 16: 380-388. doi: 10.1007/s11367-011-0265-y

Revéret, J P, Couture J M and Parent J (2015) Socioeconomic LCA of milk production in Canada In : Muthu S S (ed) Social Life Cycle Assessment. Springer, Singapore, pp 25-69.

Roberts R and Goodwin P (2002) Weight approximations in multi-attribute decision models. *J. Multi-Crit. Decis. Anal.* 11: 291-303. Doi: 10.1002/mcda.320.

Roy B (2005) Paradigms and Challenges. In Figueira J, Greco S and Ehrgott M (ed) Multiple Criteria Decision Analysis: State of Art, Surveys. Springer, Boston, pp 4-24.

Russo Garrido S, Parent J, Beaulieu L and Revéret J P (2016) A literature review of type I SLCA – making the logic underlying methodological choices explicit. *Int. J. Life Cycle Assess.* In press. doi: 10.1007/s11367-016-1067-z

Russo Garrido S, Beaulieu L, Carmo B B T et Lardja L (2016) Defining product social value – Final report. Ciraig, Montréal, Canada.

Saaty T L (2005) The analytic hierarchy and analytic network processes for the measurement of intangible criteria and for decision-making. In Figueira J, Greco S and Ehrgott M (ed) Multiple Criteria Decision Analysis: State of Art, Surveys. Springer, Boston, pp 344-407.

Sala S, Farioli F and Zamagni A (2013) Life cycle sustainability assessment in the context of sustainability science progress (part 2). *Int. J. Life Cycle Assess.* 18: 1686-1697. doi: 10.1007/s11367-012-0509-5

Sanchez-Ramirez P K, Petti L, Haberland N T and Ugaya C M L (2014) Subcategory assessment method for social life cycle assessment. Part 1: methodological framework. *Int. J. Life Cycle Assess.* 19: 1515-1523 doi : 10.1007/s11367-014-0761-y

Sanchez-Ramirez P K, Petti L, Haberland N T and Ugaya C M L (2016) Subcategory assessment method for social life cycle assessment. Part 2: application in Natura's cocoa soap. *Int. J. Life Cycle Assess.* 21:106-117 doi: 10.1007/s11367-015-0964-x

Sayydi M and Makui A (2012) A new view to uncertainty in Electre III method by introducing interval numbers. *Decision Science Letters* 1:33-38. Doi: 10.5267/j.dsl.2012.06.002

Shärlig A (1985) Décider sur plusieurs critères: panorama de l'aide à la décision multicritère. Presses polytechniques et universitaires romandes, Lausanne, Suisse.

Singh A et Olsen S I (2012) Key issues in Life Cycle Assessment of Biofuels. In Chan, H. K., Lettice, F. et Durowoju, O. A. *Decision-Making for supply chain integration*. London: Springer, 2012.

SocialHotspot Database (2015) Social Hotspot Database – Web Portal – Introductory User Tutorial. Social Hotspot. <http://socialhotspot.org/wp-content/uploads/2013/03/SHDB-Web-Portal-Tutorial21.pdf>. Accessed 25 June 2015.

Traverso M, Finkbeiner M, Jorgensen A and Schneider L (2012) Life cycle sustainability dashboard. *J. Ind. Ecol.* 16(5): 680-688. doi: 10.1111/j.1530-9290.2012.00497.x

Tsurukawa N, Prakash S, Manhart A (2011) Social impacts of artisanal cobalt mining in Katanga, Democratic Republic of Congo Freiburg, Öko-Institut eV. 75 p

Ugaya C M L (2015) The social assessment of products. In Murray J, McBain D and Wiedmann T (ed) *The sustainability practitioner's guide to social analysis and assessment*. Commun Group, Chicago, pp 18-27.

United Nations Environnement Program – UNEP (2013) The methodological sheets for sub-categories in social life cycle assessment (SLCA). Life Cycle Initiative. <http://lcinitiative.unep.fr/>. Accessed 20 June 2015.

United Nations Environnement Program – UNEP (2013) The methodological sheets for sub-categories in social life cycle assessment (SLCA). Life Cycle Initiative. <http://lcinitiative.unep.fr/>. Accessed 20 June 2015.

Vahdani B, Jabbari A H K, Roshnaei V, Zandieh M (2010) Extension of electre method for decision-making problems with interval weights and data. *Int. J. Manuf. Technol. Manage.* 50:793-800. doi: 10.1007/s00170-010-2537-2

Vinyes, E., Oliver-Solà, J., Ugaya, C., Rieradevall, J. et Gasol, C. M. (2013) Application of LCSA to used cooking oil waste management. *Int. J. Life Cycle Assess.* 18: 445-455. doi: 10.1007/s11367-012-0482-z

Wernet G, Bauer C, Steubing B, Reinhard J., Moreno-Ruiz E, and Weidema B (2016). The ecoinvent database version 3 (part I): overview and methodology. *Int. J. Life Cycle Assess.* 21(9), pp.1218–1230. doi: 10.1007/s11367-016-1087-8.

Yanarella E J, Levine R S et Lancaster R W (2009) Sustainability. *The Journal of Record*, 2(5) pp. 296-302.

Yang Z L and Wang B J (2011) Approximate Topsis for vessel selection under uncertain environment. *Expert Syst. Appl.* 38: 14523-14534. doi: 10.1016/j.eswa.2011.05.032

Zhang K and Achari G (2010) Uncertainty propagation in environmental decision making using random sets. *Procedia Environ. Sci.* 2: 576-584. doi: 10.1016/j.proenv.2010.10.063

Zamagni A, Pesonen H-L and Swarr T (2013) From LCA to life cycle sustainability assessment: concept, practice and future directions. *Int. J. Life Cycle Assess.* 18: 1637-1641. doi: 10.1007/s11367-013-0648-3.

Zamagni, A., Amerighi, O. and Buttoli, P. (2011) Strengths or bias in social LCA? *Int. J. Life Cycle Assess.* 16: 596-598. doi: 10.1007/s11367-011-0309-3.