

**Titre:** Outil d'aide à la décision pour la conception d'un réseau  
Title: symbiotique de production de bioéthanol de 2ème génération

**Auteur:** Houssem Bouazizi  
Author:

**Date:** 2023

**Type:** Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

**Référence:** Bouazizi, H. (2023). Outil d'aide à la décision pour la conception d'un réseau  
Citation: symbiotique de production de bioéthanol de 2ème génération [Mémoire de  
maîtrise, Polytechnique Montréal]. PolyPublie.  
<https://publications.polymtl.ca/57067/>

 **Document en libre accès dans PolyPublie**  
Open Access document in PolyPublie

**URL de PolyPublie:** <https://publications.polymtl.ca/57067/>  
PolyPublie URL:

**Directeurs de  
recherche:** Maha Ben Ali, Jean-Marc Frayret, & Rim Larbi  
Advisors:

**Programme:** Maîtrise recherche en génie industriel  
Program:

**POLYTECHNIQUE MONTRÉAL**

affiliée à l'Université de Montréal

**Outil d'aide à la décision pour la conception d'un réseau symbiotique de  
production de bioéthanol de 2<sup>ème</sup> génération**

**HOUSSEM BOUAZIZI**

Département de mathématiques et de génie industriel

Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*  
Génie industriel

Décembre 2023

**POLYTECHNIQUE MONTRÉAL**

affiliée à l'Université de Montréal

Ce mémoire intitulé :

**Outil d'aide à la décision pour la conception d'un réseau symbiotique de  
production de bioéthanol de 2<sup>ème</sup> génération**

présenté par **Houssem BOUAZIZI**

en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*

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

**Thibaut VIDAL**, président

**Maha BEN ALI**, membre et directrice de recherche

**Jean-Marc FRAYRET**, membre et codirecteur de recherche

**Rim LARBI**, membre et codirectrice de recherche

**Amin CHAABANE**, membre

**DÉDICACE**

*À l'avenir, que cette recherche puisse contribuer à l'avancement des connaissances et à  
l'amélioration de la société...*

## REMERCIEMENTS

Au terme de la rédaction de ce mémoire, c'est un devoir agréable d'examiner en quelques lignes la reconnaissance que je dois à ceux qui ont contribué de loin ou de près à l'élaboration de ce travail, qu'ils trouvent ici mes vifs respects et ma profonde gratitude.

Je présente mes remerciements à ma directrice de recherche Prof Maha Ben Ali, mes codirecteurs Prof Jean-Marc Frayret et Prof Rim Larbi, cela a été une expérience incroyable de travailler sous la direction des gens qui sont si polyvalents et plein de ressources. Vous m'avez montré tellement de soutien et je suis si reconnaissant.

J'adresse aussi mes vifs remerciements aux membres du jury pour avoir bien voulu examiner et juger ce travail.

Mes remerciements vont à tout le personnel que j'ai contacté durant ma maîtrise au sein de Polytechnique Montréal, auprès duquel j'ai trouvé l'accueil chaleureux, l'aide et l'assistance dont j'ai besoin.

Je ne laisserais pas cette occasion passer sans remercier tous les membres de ma famille, spécialement mes parents pour leurs supports, leurs encouragements et surtout leurs confiances en moi qui m'a beaucoup aidé à réussir et à atteindre mes objectifs.

Un grand merci aussi pour ma fiancée Maram qui, à sa façon assez spéciale, m'a bien encouragé depuis le début de cette maîtrise.

Merci à mes amis et à mes collègues qui m'ont toujours encouragé et souhaité la réussite de mes projets.

Enfin, je remercie Pierre-Olivier Lemire et Guillaume Forget pour le partage des données utilisées dans l'étude de cas. Nous exprimons également notre gratitude au Prof Diane Riopel ainsi qu'au Conseil de Recherches en Sciences Naturelles et en Génie du Canada (CRSNG) pour leur soutien financier.

## RÉSUMÉ

La crise climatique qui s'intensifie ainsi que l'épuisement des réserves de carburants fossiles ont contraint tous les pays du monde à rechercher des alternatives énergétiques écologiques et durables. Parmi ces alternatives, les biocarburants de deuxième génération, des carburants d'origine végétale non alimentaire, ont été développés pour résoudre les problèmes posés par les biocarburants de première génération basés sur les cultures alimentaires tel que l'augmentation des prix des aliments.

Basé sur un cas d'étude réel, ce mémoire propose un modèle innovant distribué et multi périodes pour la conception et la fixation des prix dans un réseau symbiotique de production de bioéthanol de 2<sup>ème</sup> génération dans la province de Québec. Le modèle basé sur un jeu de Stackelberg non coopératif sous l'hypothèse d'un équilibre de Nash impliquant quatre acteurs, permet de déterminer le nombre, la capacité et l'emplacement de dépôts de traitement de la biomasse. Il offre également la possibilité de déterminer les prix d'achat, d'évaluer le niveau d'approvisionnement en biomasse requis (les résidus de maïs fournis par les agriculteurs), et de déterminer les prix de vente et les niveaux de production du sucre cellulosique comme produit principal et d'un coproduit. En raison de sa complexité et la taille du système réel, le modèle ne peut être résolu en temps raisonnable. Pour résoudre ce problème, une approche de résolution à trois modules a été développée, basée sur la réoptimisation interactive et la segmentation des données. Cela permet de traiter efficacement les données disponibles et d'obtenir des résultats pertinents pour l'utilisateur, malgré la taille du réseau réel.

Les résultats de ce modèle de prise de décision distribuée sont présentés en deux parties : la première présente la solution trouvée par le modèle via un solveur commercial en 8 heures pour une petite instance de données, représentant environ 2% de l'ensemble des données. La deuxième partie détaille les résultats obtenus à la suite de chaque module de l'approche de résolution et met également en valeur le module d'ajustement des prix en comparant les bénéfices des dépôts de traitement de biomasse avant et après l'activation de ce module.

## ABSTRACT

The escalating climate crisis and the depletion of fossil fuel reserves have compelled all countries worldwide to seek ecological and sustainable energy alternatives. Among these alternatives, second-generation biofuels, non-food plant-based fuels, have been developed to address the issues posed by first-generation biofuels relying on food crops such as rising food prices. Based on a real-world case study, this master report presents an innovative distributed and multi-period model for the design and pricing in a symbiotic network of second-generation bioethanol production in the Quebec province. The model relies on a non-cooperative Stackelberg game under the assumption of a Nash equilibrium involving four actors. It helps determine the number, capacity, and location of biomass processing depots. Furthermore, it allows for setting purchase prices, evaluating biomass supply (corn residues provided by farmers), determining selling prices, and production levels of cellulosic sugar as the main product and a coproduct. Due to its complexity and the size of the real network, the model cannot be solved within a reasonable timeframe. To address this issue, a three-module resolution approach has been developed, based on interactive reoptimization and data segmentation. This method effectively handles the large network and generates relevant results for the user, despite the actual database size.

The results of this distributed decision-making model are presented in two parts: the first part showcases the solution found by the model using a commercial solver in 8 hours for a small data instance, representing approximately 2% of the whole dataset. The second part presents the outcomes following each resolution approach module and highlights the price adjustment module by comparing the profits of biomass processing depots before and after activating this module.

## TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE . . . . .	iii
REMERCIEMENTS . . . . .	iv
RÉSUMÉ . . . . .	v
ABSTRACT . . . . .	vi
TABLE DES MATIÈRES . . . . .	vii
LISTE DES TABLEAUX . . . . .	x
LISTE DES FIGURES . . . . .	xi
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS . . . . .	xii
LISTE DES ANNEXES . . . . .	xiii
AVANT-PROPOS . . . . .	xiv
CHAPITRE 1 INTRODUCTION . . . . .	1
1.1 Mise en contexte et problématique . . . . .	1
1.2 Objectifs . . . . .	2
1.3 Structure du mémoire . . . . .	3
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE . . . . .	4
2.1 Introduction . . . . .	4
2.2 Définitions . . . . .	4
2.2.1 Bioéconomie . . . . .	4
2.2.2 Biomasse et Bioraffinage . . . . .	4
2.2.3 Jeu de Stackelberg & Equilibre de Nash . . . . .	5
2.3 Modèles de conception et de planification des chaînes d’approvisionnement en biomasse . . . . .	5
2.3.1 Variables de décision . . . . .	6
2.3.2 Approches de modélisation . . . . .	7
2.4 Détermination des prix dans les chaînes d’approvisionnement en biomasse . . . . .	8

2.5	Gap de la littérature . . . . .	9
CHAPITRE 3 APPROCHE MÉTHODOLOGIQUE . . . . .		11
3.1	Revue de littérature . . . . .	11
3.2	Modélisation mathématique . . . . .	12
3.3	Reformulation du modèle . . . . .	12
3.4	Validation du modèle . . . . .	13
3.4.1	Base de données générale . . . . .	13
3.4.2	Petite instance de données utilisée . . . . .	13
3.4.3	Méthode de validation du modèle . . . . .	14
3.5	Approche de résolution du modèle . . . . .	14
3.6	Conclusion . . . . .	15
CHAPITRE 4 ARTICLE 1: JOINT DESIGN AND PRICING PROBLEM FOR SYMBIOTIC BIOETHANOL SUPPLY CHAIN NETWORK : MODEL AND RE- SOLUTION APPROACH . . . . .		16
4.1	Introduction . . . . .	17
4.2	Literature review . . . . .	18
4.2.1	Models for designing Biofuel Supply Chain Networks (BSCNs) . . . . .	18
4.2.2	Models and resolution methods for Distributed Decision-Making (DDM) . . . . .	20
4.2.3	Research gaps and contribution of the paper . . . . .	21
4.3	Problem statement . . . . .	21
4.4	Mathematical model . . . . .	23
4.4.1	Distributed Decision-Making (DDM) model . . . . .	24
4.4.2	Reformulation of the DDM model . . . . .	30
4.5	Resolution approach . . . . .	34
4.5.1	Clustering module . . . . .	36
4.5.2	SLM module . . . . .	37
4.5.3	Price adjustment module . . . . .	37
4.6	Experimentation and results . . . . .	38
4.6.1	Data . . . . .	38
4.6.2	Results . . . . .	39
4.7	Discussion . . . . .	44
4.8	Conclusion . . . . .	45
CHAPITRE 5 DISCUSSION GÉNÉRALE . . . . .		47
5.1	Principales réalisations . . . . .	47

5.1.1	Réseau symbiotique de production des biocarburants . . . . .	49
5.1.2	Défis computationnels . . . . .	49
5.2	Implications managériales . . . . .	49
5.2.1	Diminution du changement climatique . . . . .	49
5.2.2	Développement durable . . . . .	49
5.2.3	Implication des acteurs participants . . . . .	50
5.3	Contributions du projet . . . . .	51
5.3.1	Contributions théoriques . . . . .	51
5.3.2	Contributions pratiques . . . . .	51
CHAPITRE 6 CONCLUSION . . . . .		53
6.1	Synthèse des travaux . . . . .	53
6.2	Limitations de la solution proposée . . . . .	54
6.3	Améliorations futures . . . . .	54
RÉFÉRENCES . . . . .		55
ANNEXES . . . . .		62

## LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1	Positionnement du projet par rapport à la littérature existante . . . .	10
Table 4.1	Indexes used in modeling . . . . .	25
Table 4.2	The Hub parameters and decision variables . . . . .	25
Table 4.3	Corn farmers parameters and decision variables . . . . .	28
Table 4.4	Biorefineries parameters and decision variables . . . . .	29
Table 4.5	Pig farms parameters and decision variables . . . . .	29
Table 4.6	Complementarity slackness constraints and corresponding linearized constraints . . . . .	35
Table 4.7	Principal parameters of the SLM . . . . .	39
Table 4.8	Decisions of the SLM (Step 2) . . . . .	42
Table 4.9	Comparison of biomass and coproduct prices determined by SLM and adjusted prices . . . . .	42
Tableau A.1	Valeurs de paramètres du cas d'étude . . . . .	77
Tableau A.2	Production de biomasse des fermes de maïs . . . . .	77
Tableau A.3	Demande annuelle en produits des dépôts . . . . .	77
Tableau A.4	Flux de biomasse en Tonnes sèches . . . . .	78

## LISTE DES FIGURES

Figure 3.1	Méthodologie générale . . . . .	11
Figure 4.1	The industrial symbiosis proposed to produce second-generation bio-fuels from corn residues . . . . .	23
Figure 4.2	Distributed decision-making through the symbiotic Biofuel Supply Chain Network (BSCN) . . . . .	24
Figure 4.3	A three-step optimization process . . . . .	36
Figure 4.4	Clustering of corn farms . . . . .	40
Figure 4.5	Clustering of potential locations for processing depots . . . . .	41
Figure 4.6	Clustering of pig farms . . . . .	41
Figure 4.7	Corn farms selected by the PAM1 . . . . .	42
Figure 4.8	Quantities of biomass sold by each corn farm to different depots . . .	43
Figure 4.9	Pig farms selected by the PAM3 . . . . .	43
Figure 4.10	Quantities of coproduct purchased by each pig farm from the different depots . . . . .	44
Figure A.1	Etendu du réseau étudié . . . . .	76

**LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS**

BSCN	Biofuel Supply Chain Network
DDM	Distributed Decision-Making
GES	Gaz à Effet de Serre
GHG	GreenHouse Gas
GIS	Geographic Information System
IS	Industrial Symbiosis
KKT	Karush-Kuhn-Tucker
LP	Linear Program
MILP	Mixed-Integer Linear Program
MINLP	Mixed-Integer Nonlinear Program
PAM	Price Adjustment Model
SIG	Système d'Information Géographique
SLM	Single Level Model

## LISTE DES ANNEXES

Annexe A Modèle de conception de réseau d’approvisionnement symbiotique multiniveaux pour la production de bioéthanol de 2ème génération . . . . .	62
A.1 Introduction . . . . .	63
A.2 Revue de littérature et contribution de l’article . . . . .	64
A.2.1 Conception et planification des chaînes d’approvisionnement et de production de bioéthanol . . . . .	64
A.2.2 Modèles multiniveau . . . . .	66
A.2.3 Contribution de l’article . . . . .	68
A.3 Problématique . . . . .	68
A.4 Formulation du modèle . . . . .	69
A.4.1 Notation . . . . .	69
A.4.2 Problème d’optimisation de l’entreprise qui gère les dépôts . . . . .	72
A.4.3 Problème d’optimisation des agriculteurs . . . . .	73
A.4.4 Problème d’optimisation des bioraffineries . . . . .	74
A.4.5 Problème d’optimisation des fermes d’élevage porcin . . . . .	75
A.4.6 Approche de résolution . . . . .	75
A.5 Cas d’étude et résultats . . . . .	76
A.5.1 Cas d’étude . . . . .	76
A.5.2 Résultats . . . . .	76

## AVANT-PROPOS

Ce projet intitulé "Outil d'aide à la décision pour la conception d'un réseau symbiotique de production de bioéthanol de 2ème génération" s'inscrit dans le cadre de la maîtrise en Génie industriel (MSc.) à Polytechnique Montréal. Il a été effectué sous la direction de Prof.Maha BENALI et la co-direction de Prof.Jean-Marc FRAYRET et Prof.Rim LARBI au sein du département de mathématiques et de génie industriel à Polytechnique Montréal.

Ce mémoire inclut deux articles dont je suis le premier auteur. Un article de conférence qui a été présenté à la conférence "CIGI Qualita MOSIM 2023" le 15 Juin 2023 à Trois-Rivières, Québec, Canada est présenté en annexe. Un article de revue intitulé «Joint design and pricing problem for Symbiotic Bioethanol Supply Chain Network : Model and Resolution Approach » est présenté dans le chapitre 4. Il a été soumis au journal «Cleaner Energy Systems» le 3 Janvier 2024.

## CHAPITRE 1 INTRODUCTION

### 1.1 Mise en contexte et problématique

Les conséquences néfastes pour l'environnement de l'utilisation intensive des combustibles fossiles sont indéniables. Ces sources d'énergie précipitent une hausse significative de la température de la terre, menaçant la préservation du pergélisol, un régulateur crucial du climat de notre planète [1]. Le dégel de pergélisol entraîne non seulement la libération de gaz nocifs tels que le méthane et le dioxyde de carbone, mais également l'apparition de catastrophes naturelles telles que les tremblements de terre et les inondations [1]. En outre, les carburants fossiles favorisent les tensions géopolitiques entre plusieurs nations du monde, mettant en péril la paix mondiale et la stabilité économique [2]. C'est pourquoi de nombreux pays à travers le monde ont donné la priorité à la transition vers les biocarburants comme solution. Les biocarburants, dérivés de plantes, ont subi d'importantes transformations dans leur composition. Les biocarburants de première génération à base de plantes comestibles ont suscité des préoccupations éthiques en mettant en compétition la production d'énergie à la production alimentaire ce qui pourra augmenter le prix des aliments. Cela a conduit au développement de biocarburants de deuxième génération, issus de cultures non comestibles. Parmi ces biocarburants, on peut citer le bioéthanol, qui peut être mélangé avec le diesel et utilisé dans de nombreux secteurs tels que le transport...

Le Québec se positionne en tant que deuxième producteur de résidus de maïs au Canada [3]. Pour répondre à la demande croissante en bioéthanol de deuxième génération dans la province, une opportunité commerciale se présente en exploitant les résidus agricoles de maïs. Ces résidus sont composés principalement des tiges et des feuilles collectés après la récolte de maïs. Ils sont transformés en premier lieu en sucre cellulosique, qui est ensuite fermenté dans une bioraffinerie pour obtenir de l'alcool, qui est à son tour distillé et déshydraté pour produire du bioéthanol [4]. Ce processus de transformation permet de générer des coproduits, notamment de l'hémicellulose et de la lignine, qui sont destinés à l'alimentation animale [5]. Un nouveau modèle d'affaire consiste à externaliser la gestion de l'approvisionnement en résidus agricole de maïs et de gérer des dépôts de traitement de façon centralisée. Ces dépôts auraient deux rôles : i) le stockage de la biomasse (c'est-à-dire les résidus de maïs achetés auprès des agriculteurs) qui serait ensuite transformé en sucre cellulosique et ii) ce sucre cellulosique serait ensuite acheminé vers la bioraffinerie. D'autre part, les coproduits résultant de cette opération pourraient être vendus à des exploitations agricoles spécialisées dans l'élevage porcin. Ce modèle d'affaires prend la forme d'une symbiose industrielle qui n'a pas encore pu

être concrétisée sur le terrain en raison du manque d'incitatifs suffisants pour encourager les agriculteurs à vendre leurs résidus agricoles de maïs jusqu'à présent. La symbiose industrielle est, par définition, une approche coopérative utilisée à travers plusieurs industries visant, entre autres, à réutiliser les résidus et les sous-produits industriels comme source alternative de matière. Les sous-produits sont issus de la production d'un produit principal. Ils sont souvent considérés comme des résidus, alors que les coproduits sont considérés comme des produits à part entière, souvent de moindre valeur. En revanche, la chaîne d'approvisionnement linéaire néglige l'aspect symbiotique et adopte le système classique qui relie simplement le fournisseur au producteur et aux clients finaux.

Ce projet cherche à répondre aux questions de recherche suivantes en relation avec ce nouveau modèle d'affaires :

- 1) Comment formuler le problème de conception et de "pricing" dans le cadre de réseau symbiotique de production de bioéthanol de 2<sup>ème</sup> génération, incluant des fournisseurs de biomasse (c-à-d, les agriculteurs de maïs), des bioraffineries et des fermes d'élevage porcin ?
- 2) Comment valider le modèle mathématique proposé ?
- 3) Quelle approche de résolution permet à la fois une optimisation dans un temps raisonnable et la prise en compte des contraintes implicites des décideurs ?
- 4) Quelles incitations peut-on fournir pour encourager les fermes de maïs, les bioraffineries, et les fermes d'élevage porcin à faire partie de cette symbiose industrielle ?

Pour répondre à ces questions nous avons défini l'ensemble des objectifs que nous chercherons à atteindre.

## 1.2 Objectifs

L'objectif général de ce projet de maîtrise est de développer un outil d'aide à la décision permettant de concevoir un réseau symbiotique de production de bioéthanol de 2<sup>ème</sup> génération, et dans un second temps, de fixer les prix des différents produits offerts par ce réseau. Pour atteindre cet objectif général, ce mémoire se fixe les objectifs spécifiques suivants :

1. Modéliser mathématiquement le problème de conception du réseau et de fixation des prix des différents produits ;
2. Valider le modèle à l'aide d'une petite instance de données ;
3. Développer une approche de résolution du modèle permettant de résoudre le cas d'étude réel ;
4. Analyser les résultats obtenus avec les données du cas d'étude réel, et formuler des recommandations.

### 1.3 Structure du mémoire

Ce rapport est formé de six chapitres, incluant ce chapitre qui introduit le contexte du projet, la problématique, ainsi que les objectifs qu'on voudrait atteindre. Le deuxième chapitre propose une analyse concise de la littérature portant sur des définitions de quelques concepts de base et les différentes thématiques reliées au projet de recherche. Le troisième chapitre présente l'approche méthodologique suivie afin d'atteindre les objectifs. Le quatrième chapitre présente en premier lieu le modèle multiniveau et les différentes étapes permettant de le transformer en un modèle à un seul niveau. En second lieu, une approche de résolution basée sur la segmentation des données et la réoptimisation interactive est proposée afin de résoudre le cas d'étude avec la base de données réelles. Le cinquième et le sixième chapitres comprennent une discussion générale, une conclusion, et explorent les perspectives de recherche pour ce projet.

## CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

### 2.1 Introduction

Ce chapitre présente un ensemble de thématiques abordées dans la littérature et pertinentes à la résolution de problèmes de conception et de fixation des prix dans les chaînes d'approvisionnement en biomasse. D'abord, des définitions sont présentées afin de bien positionner certains concepts importants, et permettre au lecteur de mieux comprendre cette analyse de la littérature. Ensuite, ce chapitre détaille les différents éléments du problème de conception et de fixation des prix dans la chaîne d'approvisionnement en biomasse.

### 2.2 Définitions

#### 2.2.1 Bioéconomie

De manière générale, la bioéconomie est l'ensemble des marchés dont tous les biens échangés dans et entre ces marchés sont d'origine biologique, et plus particulièrement végétale. Ce genre d'économie a pour objectif de contribuer à la fois aux aspects économiques, environnementaux et sociaux des sociétés modernes [6]. La bioéconomie présente ainsi de nombreux avantages, notamment la réduction de la dépendance aux combustibles fossiles, la diminution des émissions de gaz à effet de serre, et la promotion d'une gestion durable des ressources naturelles. Tout comme une économie classique, la bioéconomie favorise la création d'emplois et contribue au développement économique des pays [7, 8]. Cette économie entretient une relation intrinsèque avec la biomasse et le bioraffinage. Cette interconnexion se traduit par la transformation de la matière organique en énergie et autres produits commerciaux, tout en prenant en considération des aspects tels que l'impact environnemental et social.

#### 2.2.2 Biomasse et Bioraffinage

D'une manière générale, la biomasse est une matière organique susceptible d'être convertie en énergie ou autres produits commerciaux comme des produits chimiques, des aliments pour animaux et des matériaux. L'énergie produite à partir de cette biomasse provient de l'énergie préalablement stockée lors du processus de photosynthèse, en utilisant l'énergie du soleil [9,10]. L'opération de conversion de la biomasse en énergie ou produit commercial est une des fonctions possible des bioraffinerie, tel que défini par l'*Agence internationale de l'énergie* [11]. L'adjectif "commercial" dans cette définition ne signifie pas seulement que l'opération de

bioraffinage ne se préoccupe que de la dimension économique. Elle se préoccupe également d'autres aspects, tels que l'environnement et le bien-être social. En effet, la production d'une faible quantité d'énergie ou de produits à partir de la biomasse nécessite de grandes quantités de cette dernière, ce qui peut appauvrir les sols où cette biomasse est cultivée. La dimension environnementale du bioraffinage inclut aussi la nécessité de tenir en compte de l'équilibre de son bilan carbone, de son impact sur la biodiversité, et des problèmes toxicologiques potentiels liés à la transformation de la biomasse [12]. Ce projet de recherche s'intègre dans le contexte du bioraffinage de la biomasse, mettant en avant la conversion efficiente des résidus de maïs en bioéthanol de 2<sup>ème</sup> génération.

### **2.2.3 Jeu de Stackelberg & Equilibre de Nash**

En 1934, H. von Stackelberg a proposé un cadre hiérarchique permettant de modéliser et d'étudier les marchés caractérisés par la présence d'entreprises détenant un pouvoir substantiel sur leurs homologues [13]. Ce cadre a été utilisé pour la première fois pour représenter la compétition entre deux entreprises vendant des biens homogènes. Par la suite, ce cadre est devenu utile dans d'autres applications impliquant une hiérarchie leader-suiveur [14]. La représentation de base d'un jeu de Stackelberg comprend un leader qui prend des décisions et un suiveur qui réagit aux décisions prises par le leader [15]. Il existe deux types de jeux de Stackelberg. Le premier type comprend les jeux statiques où les joueurs prennent leurs décisions en même temps, sans avoir connaissance des décisions des autres joueurs. Ce type de jeux est souvent qualifié de "jeu à information incomplète". Le second type comprend les jeux dynamiques, et implique que la stratégie (et donc la décision) du suiveur dépend de la stratégie (et donc de la décision) du leader, ce qui en fait un jeu à information parfaite [16]. Dans la théorie des jeux, l'équilibre de Nash est un concept lié aux jeux non coopératifs impliquant plusieurs acteurs. Ce concept d'équilibre implique que chaque joueur peut anticiper les stratégies adoptées par les autres joueurs pour déterminer sa propre stratégie. En d'autres termes, chaque joueur connaît, par hypothèse, les stratégies des autres joueurs. Ainsi, le gain potentiel d'un joueur dépend à la fois de sa propre stratégie et de celles des autres [17]. Un équilibre de Nash d'un jeu est donc une combinaison de stratégies (décisions) adoptées par des joueurs n'ayant aucun incitatif à prendre une autre décision.

## **2.3 Modèles de conception et de planification des chaînes d'approvisionnement en biomasse**

La planification et la conception des chaînes d'approvisionnement est un domaine ou une activité qui permet de faire la bonne gestion du flux matériel et informationnel allant du

fournisseur de matière première, passant par les fournisseurs de composants, les producteurs principaux, jusqu'à la distribution et la livraison des produits aux clients. Dans le contexte de la bioéconomie, les chaînes d'approvisionnement sont marquées par une forte incertitude au niveau de la matière première (volume disponible et qualité). Ces dernières nécessitent donc un niveau avancé de planification afin de réduire l'impact de ces sources de variabilité, voire leur réduction. Dans ce contexte, de nombreux modèles ont été développés et proposés dans la littérature afin de concevoir et d'optimiser les chaînes d'approvisionnement des bio-industries. Ces modèles diffèrent au niveau des variables de décision utilisées, les approches de modélisation et les types des fonctions objectives impliquées dans ces modèles.

### 2.3.1 Variables de décision

Les variables de décision utilisées dans les différents modèles se divisent en deux grandes parties.

- **Problèmes de décision stratégiques**

Les problèmes de décision stratégiques englobent d'une part la localisation et la capacité des bioraffineries ainsi que les technologies utilisées au sein de ces corporations et D'autre part, la sélection du type et des sites de culture de biomasse. [18] ont travaillé sur la chaîne d'approvisionnement qui permet de produire les biocarburants à partir des boues qui résulte des stations de traitement des eaux usées. Ces boues passe de ces stations vers des stations pour un premier traitement puis vers les bioraffineries pour arriver à la fin vers les stations des carburants distribuées sur le territoire de Mississipi au États-Unis. Les auteurs ont développé un modèle mathématique qui détermine la capacité et la localisation des différents stations de traitement qui minimisent le coût total en explorant les compromis qui existent entre les coûts de transport, les coûts d'investissement et les émissions de CO<sub>2</sub>. D'autres projets de recherche qui ont considéré toutes les 5 variables stratégiques mentionnées au début de cette sous-section comme par exemple [19] ont développé un modèle qui planifie stratégiquement la chaîne d'approvisionnement de production des biocarburants à partir de la biomasse cultivée par la bioraffinerie. En effet, dans ce modèle, les auteurs ont maximisé la valeur actuelle nette en minimisant les effets environnementaux et en maximisant les effets sociaux (création d'emploi). Les variables utilisées sont la capacité, la localisation et les types de technologies de la bioraffinerie et d'autre coté les sites de culture de biomasse.

- **Problèmes de décision tactiques**

La majorité des travaux de recherche axés sur la modélisation de la chaîne d’approvisionnement en biomasse se concentrent sur des variables de décision tactiques tels que : la planification du stockage, du transport et de production de la biomasse et du biocarburant, le pricing de la biomasse et du biocarburant et la planification de la culture et la collecte de la biomasse. Selon une enquête effectuée par [20], la planification du transport de la biomasse et du biocarburant est la variable de décision la plus tenue en compte dans les différents modèles de planification de la chaîne d’approvisionnement en biomasse.

### 2.3.2 Approches de modélisation

Il existe dans la littérature trois approches de modélisation pour planifier la chaîne d’approvisionnement en biomasse : modélisation mathématique, analyse décisionnel multicritère et les systèmes d’information géographiques. En pratique, les approches utilisées sont généralement des combinaisons de ces dernières. Dans les sous-sections suivantes, nous effectuons un rapide survol sur les deux dernières approches.

- **Analyse décisionnel multicritère**

La prise de décision multicritère se divise en deux familles : la prise de décision multi attributs qui se focalise sur un choix optimal parmi un ensemble d’attributs potentiels [21] et la prise de décision multi objective qui se fait suite à l’optimisation de deux ou plusieurs fonctions objectives qui possèdent généralement des intérêts opposés et dans ce cas l’évaluation de la l’optimalité et la faisabilité de la décision se fait d’une manière systémique [22].

- **Système d’information géographique**

Un système d’information géographique (SIG) est un système qui permet d’effectuer plusieurs opérations et fonctionnalités sur des données géospatiales. La combinaison de ces systèmes avec les modèles mathématiques surtout dans la phase d’analyse de sensibilité et de validation de modèle permet de retourner une meilleure valeur pour la variable stratégique de localisation des bioraffineries ou les installations intermédiaires de traitement de la biomasse. Dans ce cadre, [23] ont développé un modèle d’évaluation de cycle de vie des résidus forestiers destiné pour la production du gaz naturel en Irlande. Les résultats de ce modèle étaient injectés ensuite dans un modèle SIG afin d’analyser le compromis entre la croissance économique et les effets sur l’environne-

ment.

## 2.4 Détermination des prix dans les chaînes d’approvisionnement en biomasse

Peu d’articles ont abordé la problématique de la fixation des prix au sein des chaînes d’approvisionnement en biomasse. La majorité des études disponibles se concentrent soit sur l’analyse de sensibilité de la conception de la chaîne d’approvisionnement face aux variations des prix de la biomasse ou des biocarburants, soit sur l’utilisation de scénarios de prix au sein de modèles d’optimisation stochastique. La fixation des prix des produits et de la biomasse dans le réseau étudié constitue l’un des piliers centraux de cette recherche. Ainsi, cette section propose un survol des études antérieures traitant spécifiquement de cet aspect dans la littérature. [24] a développé deux modèles d’optimisation combinatoire : le premier est un modèle linéaire à variables mixtes dont l’objectif est la maximisation du profit des agriculteurs (fournisseurs de biomasse), tandis que le deuxième est un modèle linéaire visant à maximiser le profit des bioraffineries. En se basant sur une simulation à base d’agents, les interactions entre ces deux acteurs ont été analysées, ce qui a permis de déterminer le prix du contrat d’approvisionnement en biomasse. De même, [25] a adopté une analyse de la théorie des jeux pour déterminer une structure optimale du contrat d’achat de biomasse, concernant les transactions entre les agriculteurs et les bioraffineries aux États-Unis. Cette étude a présenté l’impact de la structure du contrat obtenu sur la variation de l’approvisionnement en biomasse et la taille des bioraffineries. De plus, d’autres alternatives aux résidus de maïs ont été examinées dans le cadre de cette étude. En parallèle, [26] a développé un modèle mathématique dans le cadre d’un jeu de Stackelberg à deux joueurs (agriculteurs et bioraffineries), permettant de déterminer la valeur du contrat de biomasse ainsi que la quantité de biomasse à acheter. En outre, en se fondant sur le modèle de Black-Scholes, le prix d’exercice optimal des options a été déterminé en prenant en compte le taux d’intérêt du marché, la volatilité du prix au comptant et la durée de l’option. D’autres articles qui traitent le sujet de fixation des prix dans le cadre des chaînes d’approvisionnement en biomasse tels que [17] et [27]. En s’appuyant sur la méthodologie de fixation des prix décrite dans [17] et qui est basée sur l’équilibre des marchés fictifs pris en hypothèse, ce projet de recherche adapte cette méthode en intégrant la présence et la fixation des prix du coproduit. De plus, il prend en compte quatre acteurs principaux, contrairement à l’étude citée qui se concentre sur trois acteurs uniquement.

## 2.5 Gap de la littérature

Les travaux réalisés dans le cadre de cette maîtrise ont été minutieusement comparés à une dizaine d'articles pertinents, comme en témoigne le tableau 2.1. Notons que nous décrirons brièvement la majorité des articles inclus dans ce tableau dans la section 4.2 du chapitre 4. À notre grande consternation, aucun de ces articles ne répondait simultanément à deux besoins essentiels. D'une part, il s'agit de l'impératif d'inciter les fournisseurs de biomasse à vendre leurs sous-produits, ce qui implique la fixation adéquate des prix de la biomasse. D'autre part, il est également crucial de maximiser les bénéfices des dépôts de traitement en valorisant les coproduits, nécessitant ainsi une fixation appropriée des prix de ces coproduits. Le tableau 2.1 montre qu'aucune étude en relation avec les chaînes d'approvisionnement de biocarburants n'a abordé le problème de conception et de "pricing" dans un contexte symbiotique, contrairement à ce projet. Dans le chapitre suivant, nous allons présenter la méthodologie générale suivie afin de combler ce gap de littérature.

TABLEAU 2.1 Positionnement du projet par rapport à la littérature existante

Articles	Type de réseau		Décisions			Approche d'optimisation			Type de modèle			Approche de résolution		Période		Données réelles	
	Lin-éaire	Sym-biotique	Con-ception	Plan-ification	Pricing	Multi-objectif	Multi-niveau	Un niveau	LP	MINLP	MILP	Solveur	Développée	Une	Plusieurs	O	N
[28]	X		X		X	X					X	X			X	X	
[29]	X		X	X		X					X		X	X		X	
[30]	X		X			X			X			X			X	X	
[31]	X		X	X			X				X	X		X		X	
[32]	X			X				X	X			X		X		X	
[33]	X		X	X		X					X	X			X	X	
[34]		X	X	X				X	X		X	X			X		X
[35]		X		X		X			X			X		X			X
[17]	X		X	X	X		X			X			X	X			X
[27]	X		X	X	X		X				X		X	X		X	
<b>Notre projet</b>		X	X	X	X		X			X			X		X	X	

## CHAPITRE 3 APPROCHE MÉTHODOLOGIQUE

Afin d'atteindre les objectifs identifiés dans le chapitre 1, l'étude a été réalisée en cinq étapes principales présentées dans la (Figure 3.1). Dans ce qui suit, les différentes étapes sont décrites en détail.

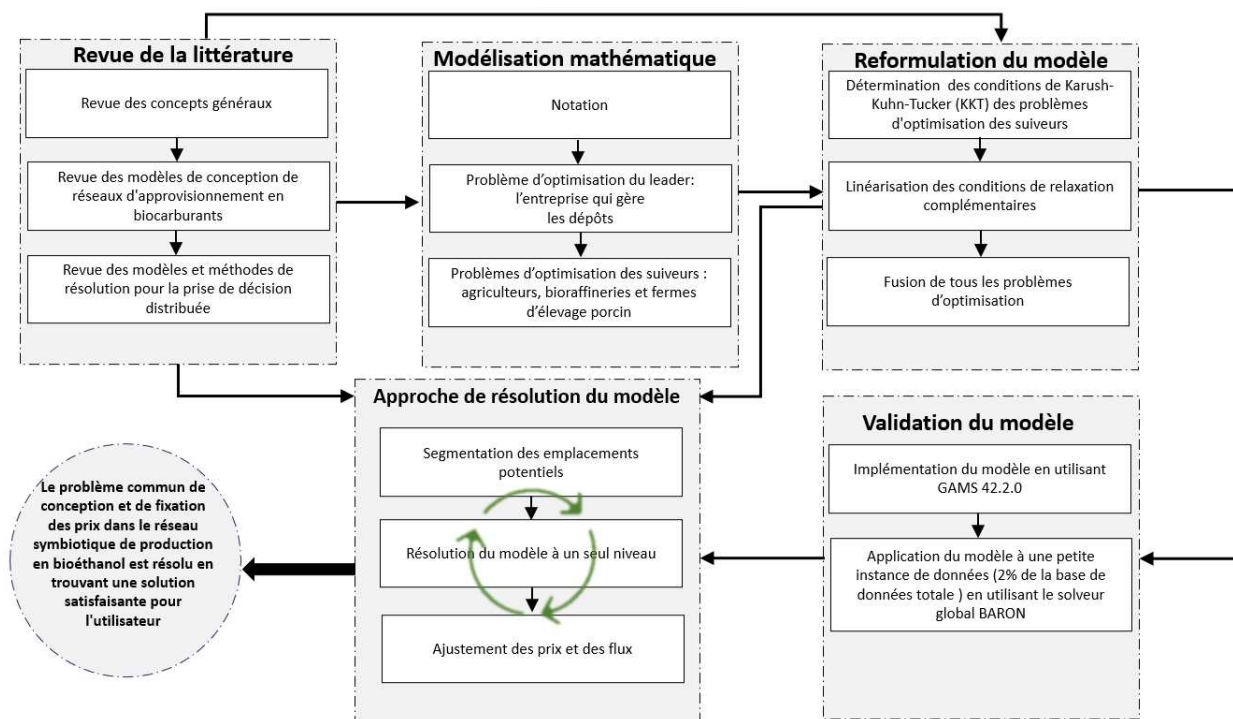


FIGURE 3.1 Méthodologie générale

### 3.1 Revue de littérature

Afin de mieux appréhender les diverses approches de modélisation mathématique pour la conception et la fixation des prix au sein du réseau de production des biocarburants, une revue de littérature est effectuée.

Premièrement, nous avons fait un rapide survol sur les définitions de base, les variables de décision et les approches de modélisation destinées à la conception et à la planification des chaînes d'approvisionnement en biomasse. Puis, on a fait une revue des modèles de fixation des prix dans ces chaînes d'approvisionnement. Deuxièmement, nous avons examiné les modèles de conception de réseaux de production des biocarburants, qui sont divisés en deux types de

réseaux, linéaires et symbiotiques. Finalement, une revue des modèles et des méthodes de résolution pour la prise de décision distribuée a également été effectuée.

### 3.2 Modélisation mathématique

Une fois que les approches de modélisation des chaînes d’approvisionnement de la biomasse sont étudiées dans la première étape, nous avons développé le problème comme modèle distribué. Ce modèle est élaboré dans le cadre d’un jeu de Stackelberg non coopératif et sous l’hypothèse de l’équilibre de Nash. Ce jeu est à 4 acteurs : des agriculteurs de maïs, des dépôts de traitement de biomasse qui sont gérés par un moyeu(Hub), des bioraffineries et des fermes d’élevage porcin. Pour chaque période (par exemple un an), le Hub(le leader du réseau) doit déterminer le nombre et l’emplacement des dépôts, la capacité de production et l’approvisionnement de chaque dépôt, les prix des résidus de maïs offerts aux producteurs de maïs, et les prix de vente du sucre et du coproduit offerts respectivement aux bioraffineries et aux fermes d’élevage porcin. En réponse aux décisions du leader, chaque suiveur maximise son propre profit simultanément avec les autres suiveurs. Pour chaque période, chaque producteur de maïs décide de la quantité de biomasse à vendre à chaque dépôt de traitement, chaque bioraffinerie décide de la quantité de sucre cellulosique(produit principal) à acheter à chaque dépôt, et chaque ferme élevage porcin décide de la quantité d’aliment de porc (coproduit) à acheter à chaque dépôt de traitement. Cette étape est présentée dans l’annexe A et le chapitre 4.

### 3.3 Reformulation du modèle

Le modèle distribué proposé à l’étape précédente présente un défi. Comme il implique une série de sous-problèmes d’optimisation, les solveurs standard de programmation mathématique ne peuvent pas le traiter. Par conséquent, dans cette étape, nous proposons une reformulation du modèle en regroupant les variables mixtes (à la fois continues et entières) en un seul niveau. Cette transformation est réalisée en utilisant la méthode de Karush-Kuhn-Tucker (KKT). Après l’application de cette méthode, des contraintes non linéaires sont apparues, ce qui rend le modèle encore plus compliqué. Par conséquent, une linéarisation à l’aide de variables binaires a également été effectuée. Le modèle à un seul niveau obtenu à la fin de cette étape est un Programme Non Linéaire à Nombres Entiers Mixtes. Cette étape est détaillée dans le chapitre 4, section 4.4.

### 3.4 Validation du modèle

Dans cette étape, nous proposons de valider le modèle en utilisant une petite instance de données prélevée de la base de données totale. Avant cela, nous allons d'abord présenter les sources utilisées pour construire cette base de données, puis fournir une description de cette petite instance de données.

#### 3.4.1 Base de données générale

- **Données géographiques**

Selon [36], dans le cadre de ce projet de recherche, les données géographiques et celles relatives à la production de résidus de maïs pour chaque ferme utilisée proviennent de diverses sources. La première source est le ministère du gouvernement fédéral du Canada Agriculture et Agroalimentaire Canada qui a fourni les localisations des fermes de maïs présentées sous forme de cellules de dimensions 10 km \* 10 km [37]. La deuxième source est le gouvernement du Québec, qui a fourni les emplacements des fermes d'élevage porcin ainsi que la répartition spatiale de la biomasse au Québec [38]. En outre, d'autres données géographiques sont utilisées, telles que l'ensemble des données du réseau routier, les zones urbaines et l'objectif des terrains (les loisirs, l'habitat de la faune sauvage ou l'agriculture...).

Les données géographiques générales obtenues suite à l'ingénierie et à l'intégration des données provenant de ces différentes sources présentent les localisations des dépôts, des fermes de maïs, des fermes d'élevage porcin et de la bioraffinerie à l'aide de coordonnées géographiques (latitude et longitude). Cette démarche a également permis de calculer les matrices de distances entre ces acteurs et d'inclure ces matrices dans la base de données générale.

- **Paramètres et autres données**

Outre les données géographiques, les données utilisées dans le cadre de ce projet de recherche comprennent également des paramètres de modélisation tels que les facteurs de transformation de la biomasse, les coûts d'investissement, les frais de transport ainsi que les coûts opérationnels, dont les valeurs sont fournies par [36].

#### 3.4.2 Petite instance de données utilisée

La petite instance avec laquelle on a validé le modèle est extraite d'une façon aléatoire de la base de données complète et comporte 5 localisations potentielles pour les dépôts, 6 fermes de maïs, 4 fermes d'élevage porcin et une bioraffinerie. Cette instance représente environ 2%

de la base de données totale.

### 3.4.3 Méthode de validation du modèle

Bien qu'il existe des solveurs globaux disponibles pour les problèmes non linéaires à variables mixtes, ils rencontrent fréquemment des problèmes de performance computationnelle, en particulier lorsqu'ils sont utilisés pour résoudre des problèmes de grande taille comme le notre. Le modèle à un seul niveau obtenu à la fin de l'étape précédente a été exécuté en utilisant GAMS 42.2.0 avec le solveur BARON pour la petite instance de données. Le solveur n'a pas réussi à atteindre une solution optimale dans un délai de huit heures même avec une petite instance. Cette étape a fait le sujet de l'article de conférence et est détaillée dans la section A.5 de l'annexe A.

### 3.5 Approche de résolution du modèle

Afin de simplifier la résolution du modèle à un seul niveau, nous introduisons à cette étape une approche novatrice qui nous permet de résoudre le modèle en utilisant toute la base de données réelle. Cette méthode identifie, via un algorithme de segmentation, des points représentants pour les différents segments d'acteurs en fonction de leurs coordonnées géographiques (latitude et longitude). Ensuite, le modèle à un seul niveau est résolu en utilisant les représentants des segments et en fixant le temps de résolution maximal. Après la résolution de ce modèle, un ajustement des prix est réalisé pour adapter les prix et les flux des différents produits de ce réseau à l'ensemble des points, et non seulement aux points représentatifs. En effet, une fois que la valeur de toutes les variables de décision, à l'exception des prix, est déterminée, ces variables fixées sont éliminées des problèmes d'optimisation de tous les acteurs. Ce qui reste de ces modèles est utilisé pour élaborer les modèles d'ajustement des prix. Concrètement, le problème d'optimisation du HUB combiné uniquement avec celui des agriculteurs détermine le prix ajusté de la biomasse. De même, le problème d'optimisation du HUB combiné à celui des bioraffineries fixe le prix ajusté du sucre. Enfin, le problème d'optimisation du HUB combiné uniquement avec celui des fermes d'élevage porcin détermine le prix ajusté du coproduit. Il est à noter que la combinaison deux à deux effectuée dans ce dernier point est toujours réalisée avec la méthode de KKT (Karush-Kuhn-Tucker). En gros, Le module d'ajustement des prix vise à déterminer des prix plus avantageux pour le HUB, accroissant ainsi son bénéfice par rapport aux prix obtenus lors du deuxième module. Étant donné que le prix issu du module SLM est influencé par le choix des représentants, ce module d'ajustement garantit des valeurs optimales, quel que soit ce choix. En outre, étant donné l'impact du choix des représentants sur les flux de matières, ce module ajuste ces flux et

détermine les quantités à acheter de biomasse ou à vendre des produits des dépôts. Tout ce processus est inclus dans une boucle d'optimisation qui implique l'utilisateur jusqu'à ce qu'il trouve une solution satisfaisante : on parle ici d'un processus de réoptimisation interactive. Cette étape est détaillée dans la section 4.5 du chapitre 4.

### 3.6 Conclusion

En somme, ce chapitre met en valeur la méthodologie à suivre afin de répondre aux objectifs fixés dès l'introduction de ce projet de recherche. À travers cinq étapes distinctes, minutieusement détaillées, cette méthodologie s'est penchée sur une revue exhaustive de la littérature, la modélisation mathématique, la reformulation du modèle initial, la validation rigoureuse du modèle à l'aide d'une petite instance de données, ainsi que sur une approche innovante de résolution adaptative.

Dans la suite de ce document, le chapitre 4 représente le modèle et détaille les étapes de reformulation et de résolution. À la fin, l'annexe A revisite l'étape de modélisation et présente celle de validation du modèle à l'aide d'une petite instance de données.

# CHAPITRE 4 ARTICLE 1: JOINT DESIGN AND PRICING PROBLEM FOR SYMBIOTIC BIOETHANOL SUPPLY CHAIN NETWORK: MODEL AND RESOLUTION APPROACH

## Authors

HOUSSEM BOUAZIZI<sup>a</sup>, MAHA BEN ALI<sup>a</sup>, JEAN-MARC FRAYRET<sup>a</sup>, RIM LARBI<sup>b</sup>

<sup>a</sup>DEPARTMENT OF MATHEMATICS AND INDUSTRIAL ENGINEERING, POLYTECHNIQUE MONTRÉAL, MONTREAL, H3T 1J4, CANADA

<sup>b</sup>DEPARTMENT OF SYSTEMS ENGINEERING, ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE, MONTREAL, H3C 1K3, CANADA

## Journal

CLEANER ENERGY SYSTEMS

## Date of submission

JANUARY 3, 2024

## Abstract

To fight climate change, the Province of Quebec, Canada, has set targets to reduce greenhouse gas emissions by reducing fossil fuel consumption and integrating biofuel content into gasoline and diesel fuel. Motivated by a real-world case study, this paper presents a novel distributed decision model for designing a symbiotic supply chain network and supporting pricing decisions. We formulate a distributed decision-making problem as a game theoretic approach considering a Stackelberg–Nash equilibrium. A novel mathematical model is proposed to support the decisions of four actors : corn farms, processing depots, pig farms, and biorefineries. In addition to the configuration of a biofuel-based industrial symbiosis, the model offers the possibility of setting purchase prices and supply levels for biomass (corn stover supplied by farms), as well as determining sales prices and production levels for the main product (the cellulosic sugar used for the bioethanol production) and a coproduct (pig feed sold to pig farmers). A three-step optimization process involving the user is proposed to address the computational challenges posed by large design problem instances. The case study of the Province of Quebec is used to evaluate the performance of the proposed resolution approach.

## Keywords

Symbiotic bioethanol supply chain network, Pricing, Distributed decision-making, Stackelberg–Nash equilibrium, Interactive reoptimization, Data clustering

### 4.1 Introduction

The intensifying climate crisis, driven by GreenHouse Gas (GHG) emissions generated by fossil fuels and the depletion of fossil fuel reserves, has forced countries around the world to explore alternative energy sources [39], such as first and second-generation biofuels. Second-generation biofuels are more sustainable, not least because they are derived from non-food plant or crop residues (e.g., corn stover), unlike first-generation biofuels which are made from edible crops [40]. In addition, second-generation biofuels are increasingly recognized as an attractive alternative because they can partially replace fossil fuels in the transportation sector and significantly reduce GHG emissions [41]. In this respect, a regulation was adopted in December 2021 by the Government of Quebec on the integration of low-carbon fuel content into gasoline and diesel [42]. In 2023, Quebec will require 10% low-carbon fuel content in gasoline and 3% in diesel, increased to 15% and 10%, respectively, by 2030 [43]. In this context, creating an industrial symbiosis to produce second-generation biofuels from corn residues is a promising avenue. In addition to the environmental benefits, such as reducing the demand for fossil fuels and valorizing waste, this symbiosis offers existing companies in Quebec, including corn farmers, the possibility to enhance their profitability by creating new market opportunities.

Biofuel production from biomass faces challenges in designing the supply chain network [44–46]. More than 44% of the total selling price of biofuels can be attributed to biomass production, logistics, and processing operations involved in converting biomass into feedstock [31]. Of these expenses, logistics costs typically account for between 20% to 50% of the total feedstock costs [47]. Consequently, reducing feedstock expenses can play a crucial role in decreasing the overall costs associated with the biofuel supply chain network.

Motivated by a real-world case in Quebec, the present paper aims to enhance the environmental and economic efficiency of the province by developing a decision-support system to design a symbiotic network valorizing corn biomass and generating second-generation biofuels. First, the paper puts forth a distributed decision-making system, involving multiple actors collaborating in strategic exchanges to efficiently align waste and coproduct sources with the requirements of biofuels customers. Second, to take into account the interests of the symbiosis actors, a non-cooperative game theory is considered, and a Distributed Decision-Making (DDM) model is proposed. Based on a four-actor Stackelberg–Nash game, the DDM

model enables to determination of the number, capacity, and location of biomass processing depots. In addition, the DDM model allows for the determination of purchase prices, biomass supply levels (corn residue supplied by farmers), as well as sales prices and production levels for the primary product (cellulosic sugar) and the coproducts (hemicelluloses and lignin). The DDM model is solved using the Karush-Kuhn-Tucker (KKT) method, which generates nonlinear conditions. After linearizing these conditions, the complexity of the model increases significantly. Thus, a three-step optimization process, using clustering and involving the user, is developed to tackle and resolve the model.

The remainder of this paper is organized as follows. Section 4.2 provides a concise review of the literature on models for designing biofuel supply chain networks and DDM models in general. Section 4.3 introduces the problem statement. Section 4.4 presents the industrial symbiosis as a DDM system, as well as the DDM model. While the resolution approach is provided in Section 4.5, the numerical results are presented in Section 4.6. In Section 4.7 we will discuss the main findings. Section 4.8 includes conclusions and some recommendations.

## **4.2 Literature review**

This section is divided into two parts. The first part focuses on models for designing biofuel supply chain networks, while the second part presents distributed decision-making models and resolution methods commonly used to support group decision-making in large and complex systems.

### **4.2.1 Models for designing Biofuel Supply Chain Networks (BSCNs)**

The papers that were identified and analyzed during this part have been classified into two categories : linear or traditional BSCN and Symbiotic BSCN, an expansion of traditional BSCN.

- **Linear BSCNs**

The literature presents various models for the design of linear BSCNs and for optimizing flows of raw materials and products. [28] introduced a linear mixed model to determine the optimal design decisions under different feedstock price scenarios, taking into account the environmental and economic impacts of the annual net profit of the biorefinery. The authors concluded that feedstock price uncertainty primarily influences the optimal network structure, with no significant impact on profitability or environmental considerations. Along this line, [29] developed a multi-objective linear

mixed model that integrates both environmental and social objectives. Through a real-world case study conducted in North Dakota, the model provides a Hub-and-spoke supply chain design that optimizes biomass transportation costs, the number of jobs created, and the CO<sub>2</sub> emissions generated by transportation activities. Recently, [30] have developed a two-stage approach to design and optimize a supply chain network producing biofuel from *Jatropha Curcas* (a species of flowering plant) and cooking oil. The first phase uses a geographic information system (GIS) to analyze the environmental and geological characteristics of *Jatropha Curcas* farm locations. The second phase optimizes the BSCN using a multi-objective linear model. [31] developed a Mixed Integer Linear Programming (MILP) model to evaluate the best way to use biomass and how a distributed BSCN could increase the drawing area and the supply volume compared to the centralized BSCN. The authors proposed also a dynamic approach to meet the feedstock quality specifications.

In the context of sustainable strategies and resource management within biofuel supply chains, [32] developed a decision-making tool that uses a linear model to identify biomass-producing agricultural farms (corn residues) in need of subsidies to convert their residues into bioethanol. By incorporating emission penalties, the tool can also determine the appropriate mode of transportation. A multi-objective multi-period MILP model was developed by [33] for the design of a second and third-generation BSCN. This model integrates anaerobic digestion and transesterification processes and considers three types of biomass sources : agricultural residues and livestock manure, microalgae, and *jatropha*.

- **Symbiotic BSCNs**

In the literature, industrial symbiosis is an extension of the traditional supply chain that includes symbiotic suppliers and buyers, as well as resource or information-sharing firms [48]. A symbiotic BSCN is generally based on collaborative strategies involving different industries [49, 50]. The primary goal of symbiosis is to convert by-products (i.e., products that are produced anyway as a result of the processing but are often considered as waste [51]) into valuable products. In the context of a BSCN, corn residues are considered by-products that can be converted into cellulosic sugar (the main product) and pig feed (a coproduct that results in producing the main product). There are few studies in the literature that focus on symbiotic relationships. [52] exposed the benefits of an industrial symbiosis producing first and second-generation biofuels. In contrast to this study which does not conduct a quantitative analysis, [34] proposed Linear Programming (LP) and MILP models to determine the optimal

configuration of a bioenergy-based industrial symbiosis and to optimize the network flows of a BSCN. Along this line, [35] proposed another model to design an industrial symbiosis that generates second and third-generation biofuels. Their model considers the multiple interactions of the BSCN actors, which allows them to reduce the annual manufacturing cost (Capital and biofuel production costs) by more than 10% in all IS scenarios and to reduce GHG emissions by 36%. None of the above-mentioned studies provided a multi-period model to address the joint design and pricing problem for symbiotic BSCN.

#### 4.2.2 Models and resolution methods for Distributed Decision-Making (DDM)

Distributed models are predominant in handling decision-making in complex systems such as BSCNs. They have not only to deal with subsystems' problems but are mainly concerned with the coordination task [53]. In the literature related to supply chain networks design and planning, several distributed models are used to optimize cooperative DDM systems [54–58]) and non-cooperative DDM systems [59–61]).

Since BSCNs are typically decentralized and involve multiple actors, a DDM model enables to consider the objectives of each actor and the common Leader-Follower hierarchy structure. For example, to design a second-generation BSCN, [17] developed a single-period DDM model based on the Stackelberg game. This model specifically addresses the pricing problem by establishing equilibrium through fictitious markets. The authors have also developed a global solution method that considerably reduces computational time compared to commonly used commercial solvers such as BARON and SCIP. The current paper, unlike [17], considers the symbiotic aspect and thus proposes a game-theoretic model incorporating more optimization levels. Similarly, [27] propose a game-theoretic model considering two key actors (farmers and biomass processing facilities) and addressing the biomass pricing problem. The current paper considers a more complex distributed problem incorporating four actors and deals with coproduct pricing, in addition to biomass pricing.

The resolution of Leader-Follower DDM models is typically achieved using two different types of methods : classical methods and evolutionary methods [62]. One widely used classical method relies on Karush-Kuhn-Tucker (KKT) optimality conditions. This method is applicable for bi-level models with a convex low-level problem. The idea is to replace the low-level problem with the appropriate optimality conditions at the high level. Following this transformation, a new mathematical model is obtained with equilibrium constraints, which can be solved using classical resolution approaches such as Branch and Bound or classical heuristics and metaheuristics methods [63–65]. A second classical method is similar to the previous method but introduces a penalty function. The penalty can be associated with both levels of

the bi-level model before applying of the KKT reformulation [66]), or it can be added only to the complementarity condition generated by the KKT approach [67].

Evolutionary resolution approaches encompass nested methods and methods that reduce the problem to a single-level problem [62]. For nested methods, specific algorithms are required to solve each level and high-level solutions are considered to determine the solutions of the low-level problem [62]. For example, [68] used a genetic algorithm to solve the high-level problem, while they applied a classical method of solving linear programs for the low-level problem. Similarly, [69] used a method based on differential evolution to solve the high-level problem and the interior point method to solve the low-level problem. In contrast to nested methods, reducing the problem to a single-level problem requires the low-level of the problem to be convex and to exhibit certain regularities. Regularities imply that the objective function and constraints are defined consistently, and an example of regularity is the smoothness of the objective function. This approach based on single-level reduction has been generalized to apply to bi-level problems regardless of context [62]. For example, [70] solved the equilibrium-constrained mathematical program, obtained from the KKT reformulation, using a genetic algorithm with chromosomes representing the vertices of the polyhedron solution.

### 4.2.3 Research gaps and contribution of the paper

Although this literature offers various solutions for designing BSCNs, none of them addresses both the need to incentivize biomass providers to sell their by-products (biomass pricing optimization) and the need to maximize the profit of processing depots by valorizing co-products (coproduct pricing optimization). Building on [17], we propose a new multi-period game-theoretic model to optimize the symbiotic BSCN design and product pricing within a market equilibrium. This paper is the first to consider four actors (corn farms, processing depots managed by a Hub, biorefineries, and pig farms) when making decisions on the biomass-to-bioenergy supply chain. Furthermore, this paper deals with a multi-product biomass-to-bioenergy supply chain (cellulosic sugar for second-generation biofuel and a co-product as animal feed), while most studies focus on a single product. Finally, this paper proposes a novel resolution approach for distributed models based on data clustering and interactive reoptimization.

## 4.3 Problem statement

As briefly introduced above, this paper addresses the problem of designing an industrial symbiosis to produce second-generation biofuels from corn residues. In this context, an actor is only interested in participating in the symbiosis if his participation increases his profit. The

idea of symbiosis can be considered less attractive if the revenues do not exceed the costs (e.g., biomass production, logistics, and processing operations). Therefore, a decision-support system is needed to guarantee an optimal profit for the different actors of the symbiosis. This system can be particularly useful for Quebec, the second largest corn-producing province in Canada [71], where the idea of a BSCN can be interesting to improve the environmental and economic efficiency of the province. The design problem can be described as follows. Given  $\mathbf{I}$  existing corn farms, we need to decide where to locate processing depots among  $\mathbf{J}$  potential locations. Processing depots, supplied by corn farms, offer two products : cellulosic sugar to  $\mathbf{K}$  biorefineries and pig feed to  $\mathbf{F}$  pig farmers. For the sake of simplicity, the terms “sugar” and “coproduct” will be used in the following sections and refer to “cellulosic sugar” and “pig feed”, respectively.

The presence of processing depots in conjunction with biorefineries offers several advantages. Corn residues can be valorized and transformed into sugar and coproduct. Processing depots can also offer the lowest price to the local customers since transportation costs are reduced. However, depots address challenges such as flowability, transportability, stability, and storage [72]. Given the multi-level structure of this BSCN, we introduce here a central Hub that must make strategic and tactical decisions to maximize the total profit of all processing depots. The structure of the BSCN proposed is illustrated by Fig.4.1 For each period (e.g., a year), the Hub needs to determine a) the number and the locations of the depots (one decision-maker), b) the production capacity and the supply of each depot, c) the corn residues prices offered to corn farmers, and d) the selling prices of the sugar and the coproduct offered to biorefineries and pig farms, respectively. Therefore, the Hub can be considered as the leader of the BSCN, while both the suppliers (corn farmers) and the customers (biorefineries and pig farmers) can be considered as followers. We assume a non-cooperative context where the followers make independent decisions in response to the leader’s actions. This situation can be formulated as a Stackelberg game.

For the followers (corn farmers, biorefineries, and pig farmers), a static game (i.e., a strategic situation in which the actors simultaneously decide on their strategy [73]) can be observed. In this study, we choose to analyze this static game under Nash equilibrium (i.e., a situation in which none of the actors could modify its payoff by deviating from their decision while the other’s strategies are fixed [73]). Thus, we assume that followers make their decisions simultaneously and compete over quantities and prices on a common market. In this context, the optimal final decisions of the BSCN design problem are a Stackelberg-Nash equilibrium. In response to the leader’s decisions, each follower maximizes his profit simultaneously with the other followers. For each period  $t$ , each corn farmer  $i$  decides how much biomass to sell to each processing depot, each pig farm  $f$  decides how much to purchase from each processing

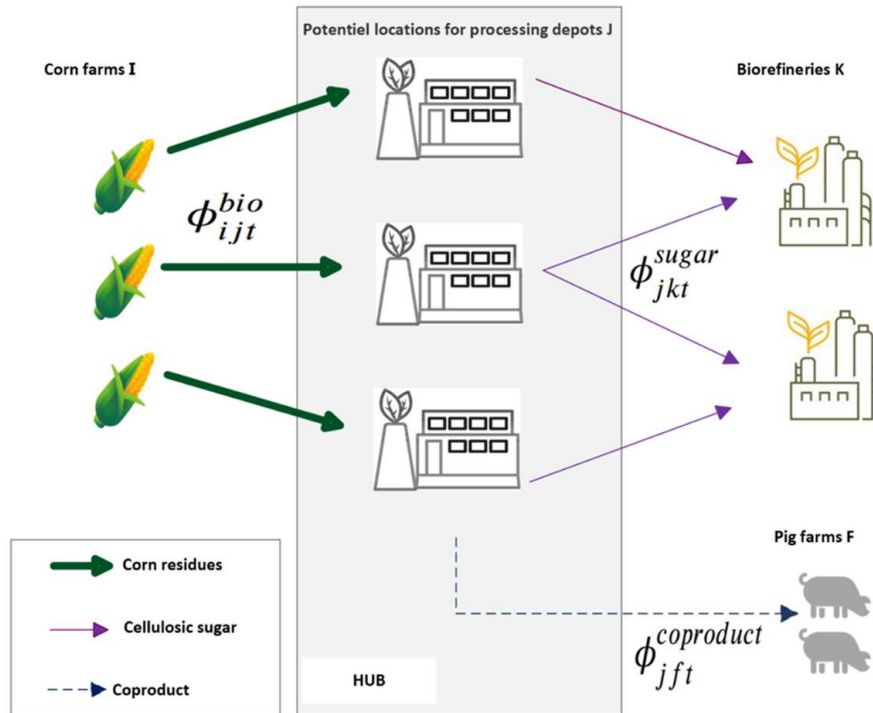


FIGURE 4.1 The industrial symbiosis proposed to produce second-generation biofuels from corn residues

depot, and each biorefinery  $k$  decides how much sugar to purchase from each depot. For the leader (i.e., the Hub), it is essential to carefully determine the prices offered to farmers and customers. If the biomass price is set too low, corn farms may refuse to sell to processing depots (not a profitable situation). Conversely, if the price is set too high, the depot would increase raw material costs. The same challenge is faced by customers : if the price offered by depots is set too high, biorefineries and pig farms may be hesitant to buy. Conversely, if the price is set too low, the depot would miss out on potential revenue. Furthermore, if the Hub finds it unprofitable to invest in the BSCN, no processing depots would be opened.

#### 4.4 Mathematical model

This paper proposes a Distributed Decision-Making (DDM) model that aims to support decision-making with the 4 types of actors of our BSCN (Fig.4.2). In short, the hierarchical leader (Hub) of this DDM system first optimizes the locations, sugar production capacities, and supply and production levels of the depots. From this optimization process, it also derives the selling prices of the sugar for the biorefinery and the coproduct for the pig farms, as well as the prices offered to the corn farms for the purchase of their by-products (i.e., corn residues).

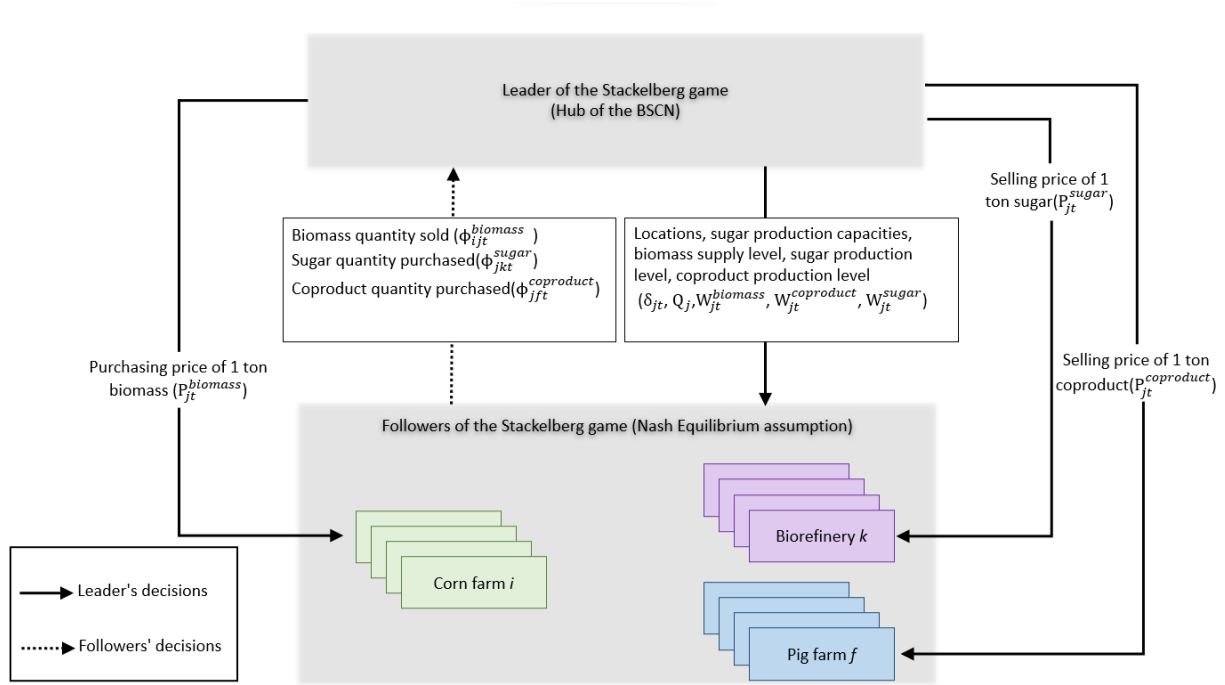


FIGURE 4.2 Distributed decision-making through the symbiotic Biofuel Supply Chain Network (BSCN)

Once the leader's decisions are sent to their respective actors, the followers independently optimize their production process to decide how much corn residue to sell at the sales price proposed by the Hub, and how much sugar and coproduct to procure at the purchase prices offered by the Hub. The followers' decisions are sent back to the leader. To carry out this process, several interrelated optimization models must be used. The next section describes each of these models.

#### 4.4.1 Distributed Decision-Making (DDM) model

This section describes four optimization models, starting with the leader (the Hub), then the corn farmers, the biorefineries, and the pig farmers. To standardize all models, the following notations and indexes are described hereafter through tables 4.1 to 4.5.

- **Hub (leader) problem**

A first model is required by the Hub to make decisions related to processing depots' locations, capacity planning, and pricing problems. Table 4.2 presents the notation used to formulate this model. The main objective of the Hub is to maximize the

TABLE 4.1 Indexes used in modeling

Indexes	
$i$	Corn farm ( $i=1..I$ )
$j$	Potential location $j$ for processing depots ( $j=1..J$ )
$k$	Biorefinery ( $k=1..K$ )
$f$	Pig farm ( $f=1..F$ )
$t$	Period ( $t=1..T$ )

TABLE 4.2 The Hub parameters and decision variables

Parameters	
$\alpha$	Conversion factor of corn residue to sugar
$\mu$	Conversion factor of corn residue into coproduct
$c^{coproduct}$	Cost of obtaining 1 ton of coproduct from the biomass
$c^{sugar}$	Cost of obtaining 1 ton of sugar from the biomass
$c^{fix}$	Fixed cost for constructing a depot with a 1-ton capacity
$m_t^{coproduct}$	Cost of purchasing 1 ton of coproduct for a pig farm at period $t$ on the external market
$m_t^{sugar}$	Cost of purchasing 1-ton sugar from the external market for a biorefinery at period $t$
$m_t^{biomass}$	External Market price of 1 ton biomass at period $t$
$m_t^{coproduct}$	External Market price of 1 ton coproduct at period $t$
$m_t^{sugar}$	External Market price of 1-ton coproduct sugar at period $t$
$q_{max}$	Maximum sugar quantity that can be produced by a depot
Big M	A very large number
Decision variables	
$W_{jt}^{biomass}$	Biomass supply level set by a depot at location $j$ at period $t$
$W_{jt}^{coproduct}$	Coproduct production level set by a depot at location $j$ at period $t$
$W_{jt}^{sugar}$	Sugar production level set by a depot at location $j$ at period $t$
$Q_j$	Sugar production capacity of a depot at location $j$
$P_{jt}^{coproduct}$	Selling price of 1-ton coproduct by a depot at location $j$ at period $t$
$P_{jt}^{sugar}$	Selling price of 1-ton sugar by a depot at location $j$ at period $t$
$P_{jt}^{biomass}$	Purchasing price of 1-ton biomass set by a depot at location $j$ at period $t$
$\delta_{jt}$	Binary variable equal to 1 if a depot at location $j$ is open at period $t$ ; 0 otherwise
$s^{coproduct}$	Total profit from selling surplus of coproduct to the external market
$s^{sugar}$	Total profit from selling surplus of sugar to the external market
$s^{biomass}$	Total purchasing cost of additional biomass quantity required to fill the demand
$\Pi^J$	Total profit of all processing depots

total profit from all the processing depots over the entire planning horizon as given by the objective function (FO1). The first term of (FO1) corresponds to the revenue generated from selling sugar to biorefineries, which is calculated as the product of the sugar price ( $P_{jt}^{sugar}$ ) and the total sales amount ( $\Phi_{jkt}^{sugar}$ ). The second term represents the revenue generated from selling the coproduct to pig farms. The third term represents the sale of surplus coproducts to the external market once the demand of the pig farms has been met. The fourth term corresponds to the sale of surplus sugar on the external market, once the demand of the biorefineries has been met. The Hub's

costs mainly include the purchase cost of biomass from corn farmers, investments in depot construction, operating costs associated with running the depots, as well as the purchase of additional biomass on the external market if the farmers are unable to supply the quantity of biomass required to fill the quantity required by the depots ( $W_{jt}^{biomass}$ ).

Equations (4.1) and (4.2) express the sale of surplus of sugar and coproduct by the depots. Equation (4.3) determines the cost of the quantity of biomass that needs to be purchased by the depots from the external market, which offers a higher price than farmers. Equations (4.4-4.11) describe the various production and depot opening constraints. More specifically, Equation (4.4) ensures that the amount of sugar produced in a processing depot cannot exceed its capacity. Equations (4.5-4.7) stipulate that if the processing depot is not open, the corresponding sales of sugar and coproduct ( $\sum_{k \in K} \phi_{jkt}^{sugar}$  and  $\sum_{f \in F} \phi_{jft}^{coproduct}$ ), as well as the biomass supply, ( $W_{jt}^{biomass}$ ) should be zero. In other words, sales and purchases can only be carried out when the processing depot is open. Equation (4.8) reveals that sugar production capacity is limited and cannot exceed a certain maximum capacity value ( $q_{max}$ ). Equations (4.9) and (4.10) ensure the conversion from biomass to sugar and to coproduct at the processing depot. In other words, the amount of sugar and coproduct generated depends directly on biomass availability and is governed by the conversion factors  $\alpha$  and  $\mu$ . Finally, Equation (4.11) ensures that all variables used are positive values, except those determining the locations of the depots ( $\delta_{jt}$ ) which are binary.

$$\begin{aligned} \max \Pi^J(\delta_{jt}, W_{jt}^{biomass}, W_{jt}^{sugar}, W_{jt}^{coproduct}, Q_j, P_{jt}^{sugar}, P_{jt}^{coproduct}, P_{jt}^{biomass}) = & \\ & \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} \sum_{j \in J} P_{jt}^{sugar} \phi_{jkt}^{sugar} \\ & + \sum_{t \in T} \sum_{f \in F} \sum_{j \in J} P_{jt}^{coproduct} \phi_{jft}^{coproduct} + S^{coproduct} + S^{sugar} - \sum_{t \in T} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} P_{jt}^{biomass} \phi_{ijt}^{biomass} \\ & - \sum_{j \in J} c^{fix} Q_j - \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} c^{coproduct} W_{jt}^{coproduct} - \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} c^{sugar} W_{jt}^{sugar} - S^{biomass} (FO1) \end{aligned}$$

$$S^{coproduct} = \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} m_t^{coproduct} (W_{jt}^{coproduct} - \sum_{f \in F} \phi_{jft}^{coproduct}) \quad (4.1)$$

$$S^{sugar} = \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} m_t^{sugar} (W_{jt}^{sugar} - \sum_{k \in K} \phi_{jkt}^{sugar}) \quad (4.2)$$

$$S^{biomass} = \sum_{t \in T} m_t^{biomass} \left( \sum_{j \in J} W_{jt}^{biomass} - \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \phi_{ijt}^{biomass} \right) \quad (4.3)$$

$$W_{jt}^{sugar} \leq Q_j, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.4)$$

$$\sum_{f \in F} \phi_{jft}^{coproduct} \leq bigM * \delta_{jt}, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.5)$$

$$\sum_{k \in K} \phi_{jkt}^{sugar} \leq bigM * \delta_{jt}, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.6)$$

$$W_{jt}^{biomass} \leq bigM * \delta_{jt}, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.7)$$

$$Q_j \leq q_{max} * \delta_{jt}, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.8)$$

$$W_{jt}^{sugar} = \alpha * W_{jt}^{biomass}, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.9)$$

$$W_{jt}^{coproduct} = \mu * W_{jt}^{biomass}, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.10)$$

$$W_{jt}^{sugar}, W_{jt}^{coproduct}, W_{jt}^{biomass}, P_{jt}^{biomass}, P_{jt}^{sugar}, P_{jt}^{coproduct}, Q_j \geq 0, \delta_{jt} \in \{0, 1\} \quad (4.11)$$

- **Corn farm problem**

Table 4.3 presents the notation used to formulate the problem of a corn farm  $i$ . Each corn farm  $i$  aims to maximize its profits by estimating the profits of the other farmers since each biomass supplier in the supply chain is independent. Therefore, the decisions of other farms are treated as constants from the farm  $i$ 's perspective under the assumption of Nash equilibrium. This objective is formulated in the objective function (FO2), where a farmer's profit is determined by the difference between the revenues of the biomass sold and the transportation costs associated with shipping the biomass to the processing depots. The constraints of the corn farms problem are expressed in equations (4.12-4.14). Equation (4.12) aims to limit the quantity of biomass sold by a farm  $i$  at period  $t$  so that it does not exceed the quantity of biomass available at that

TABLE 4.3 Corn farmers parameters and decision variables

Parameters	
$tC^{fix,biomass}$	Fixed cost of transporting 1 ton biomass
$tC^{var,biomass}$	Variable cost of transporting 1 ton biomass per kilometer
$d_{ij}$	Distance between corn farm $i$ and a depot at location $j$
$r_{it}$	Quantity of biomass available at corn farm $i$ at period $t$
$\eta^I$	Participation ratio of the <b>I</b> corn farms
Decision variables	
$\phi_{ijt}^{biomass}$	Biomass quantity sold by corn farm $i$ to a depot at location $j$ at period $t$
$\Pi^i$	Total profit of the corn farm $i$

farm. In addition, Equation (4.13) guarantees that the total quantity of biomass sold by all farmers to a processing depot at period  $t$  does not exceed the depot's biomass supply level ( $W_{jt}^{biomass}$ ) set by the Hub. Equation (4.14) guarantees that the quantity of biomass sold and transported is a positive value.

$$\max \Pi^i(\phi_{ijt}^{biomass}) = \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} (P_{jt}^{biomass} - tC^{fix,biomass} - tC^{var,biomass} d_{ij}) \phi_{ijt}^{biomass} \quad (FO2)$$

$$\sum_{j \in J} \phi_{ijt}^{biomass} \leq \eta^I * r_{it}, \forall t \in T \quad (4.12)$$

$$\sum_{i' \in I} \phi_{i'jt}^{biomass} \leq W_{jt}^{biomass}, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.13)$$

$$\phi_{ijt}^{biomass} \geq 0, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.14)$$

- **Biorefinery problem**

Table 4.4 presents the notation used to formulate the problem of a biorefinery  $k$ . After anticipating the decisions of the other biorefineries, a biorefinery  $k$  seeks to maximize its profits by reducing its purchases from the external market, as described in the objective function (FO3). Equation (4.15) ensures that the quantity of sugar sold by all depots in a period  $t$  does not exceed the biorefinery demand. Equation (4.16) guarantees that the quantity of sugar purchased by all the biorefineries from a processing depot at a period  $t$  does not exceed the production level of the processing depot at location  $j$  ( $W_{jt}^{sugar}$ ). Finally, Equation (4.17) ensures that the variable representing the

TABLE 4.4 Biorefineries parameters and decision variables

Parameters	
$tc^{fix,sugar}$	Fixed cost of transporting 1 ton sugar
$tc^{var,sugar}$	Variable cost of transporting 1 ton sugar per kilometer
$d_{jk}$	Distance between a depot at location $j$ and biorefinery $k$
$\varphi_{kt}^{sugar}$	Quantity of sugar required by biorefinery $k$ at period $t$
Decision variables	
$\phi_{jkt}^{sugar}$	Sugar quantity purchased from a depot at location $j$ to biorefinery $k$ at period $t$
$\Pi^k$	Total profit of biorefinery $k$

quantity of sugar sold and transported from a depot at location  $j$  to biorefinery  $k$  is positive.

$$\max \Pi^k(\phi_{jkt}^{sugar}) = \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} (m c_t^{sugar} - (P_{jt}^{sugar} + tc^{fix,sugar} + tc^{var,sugar} d_{jk})) \phi_{jkt}^{sugar} \quad (FO3)$$

$$\sum_{j \in J} \phi_{jkt}^{sugar} \leq \varphi_{kt}^{sugar}, \forall t \in T \quad (4.15)$$

$$\sum_{k' \in K} \phi_{jk't}^{sugar} \leq W_{jt}^{sugar}, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.16)$$

$$\phi_{jkt}^{sugar} \geq 0, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.17)$$

- **Pig farm problem**

Table 4.5 presents the notation used to formulate the problem of a pig farm  $f$ . After

TABLE 4.5 Pig farms parameters and decision variables

Parameters	
$tc^{fix,coproduct}$	Fixed cost of transporting 1 ton coproduct
$tc^{var,coproduct}$	Variable cost of transporting 1 ton coproduct per kilometer
$d_{jf}$	Distance between a depot at location $j$ and pig farm $f$
$\varphi_{ft}^{coproduct}$	Quantity of coproduct required by pig farm $f$ at period $t$
Decision variables	
$\phi_{jft}^{coproduct}$	Coproduct quantity purchased from a depot at location $j$ to pig farm $f$ at period $t$
$\Pi^f$	Total profit of pig farm $f$

anticipating the decisions of the other farms, a pig farm aims to maximize its profits by minimizing its purchases on the external market, as given by the objective function (FO4). The constraints related to the pig farm problem are similar to those of the

biorefinery problem. Equation (4.18) ensures that the quantity of coproduct sold by all processing depots in a period  $t$  must not exceed the pig farm's demand ( $\varphi_{ft}^{coproduct}$ ). Equation (4.19) states that the quantity of coproduct purchased by all the pig farms from a processing depot at a period  $t$  does not exceed the production level of the processing depot at location  $j$ . Finally, Equation (4.20) ensures that the variable representing the quantity of coproduct sold and transported from a depot at location  $j$  to pig farm  $f$  is positive.

$$\max \Pi^f(\phi_{jft}^{coproduct}) = \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} (mC_t^{coproduct} - (P_{jt}^{coproduct} + tC^{fix,coproduct} + tC^{var,coproduct} d_{jf})) \phi_{jft}^{coproduct} (FO4)$$

$$\sum_{j \in J} \phi_{jft}^{coproduct} \leq \varphi_{ft}^{coproduct}, \forall t \in T \quad (4.18)$$

$$\sum_{f' \in F} \phi_{jf't}^{coproduct} \leq W_{jt}^{coproduct}, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.19)$$

$$\phi_{jft}^{coproduct} \geq 0, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.20)$$

#### 4.4.2 Reformulation of the DDM model

The DDM model formulated above addresses a multilevel problem with several optimization subproblems that cannot be directly handled by off-the-shelf mathematical programming solvers due to their limited computational performance on large-scale applications. In this section, we propose to reformulate this multilevel model that comprises mixed variables (continuous and integer) into a single-level model. This can be accomplished by using the Karush-Kuhn-Tucker (KKT) condition-based approach instead of the nesting-based approach. In fact, according to [62], nesting approaches are less suitable for large-scale problems such as ours. First, we have incorporated the KKT conditions associated with the followers' problems, formulated in Section 4.4.1 as linear programs. Then, we embedded these conditions into the leader's constraints to obtain a single-level model.

- **KKT conditions applied to followers' problems**

Given a general problem :

$$\text{Min}_{x \in X} k(x, y)$$

s.t

$$m(x, y) \leq 0$$

The KKT conditions, also known as optimality conditions for an optimization problem, consist of four sets of constraints, namely stationarity (4.21), primal feasibility (4.22), dual feasibility (4.23), and complementary slackness (4.24), where  $L(x, y, v) = k(x, y) + v^T m(x, y)$  and  $v$  is the Lagrange multiplier associated to the optimization problem.

$$\nabla_y L(x, y, v) = 0 \tag{4.21}$$

$$m(x, y) \leq 0 \tag{4.22}$$

$$v \geq 0 \tag{4.23}$$

$$v^T m(x, y) = 0 \tag{4.24}$$

By applying the principle described above, the corn farm problem is replaced by constraints (4.12-4.14) and (4.25-4.31), where  $\beta_{it}^1, \beta_{jt}^2, \beta_{ijt}^3$  are the Lagrange multipliers associated respectively with initial constraints (4.12-4.14).

$$\sum_{j \in J} \phi_{ijt}^{biomass} - \eta^I r_{it} \leq 0, \forall i \in I, \forall t \in T \tag{4.12}$$

$$\beta_{it}^1 (\sum_{j \in J} \phi_{ijt}^{biomass} - \eta^I r_{it}) = 0, \forall i \in I, \forall t \in T \tag{4.25}$$

$$\beta_{it}^1 \geq 0, \forall i \in I, \forall t \in T \tag{4.26}$$

$$\sum_{i \in I} \phi_{ijt}^{biomass} - W_{jt}^{biomass} \leq 0, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.13)$$

$$\beta_{jt}^2 (\sum_{i \in I} \phi_{ijt}^{biomass} - W_{jt}^{biomass}) = 0, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.27)$$

$$\beta_{jt}^2 \geq 0, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.28)$$

$$-\phi_{ijt}^{biomass} \leq 0, \forall i \in I, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.14)$$

$$-\beta_{ijt}^3 \phi_{ijt}^{biomass} = 0, \forall i \in I, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.29)$$

$$\beta_{ijt}^3 \geq 0, \forall i \in I, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.30)$$

The stationarity condition (4.31) related to this optimization problem is added.

$$-P_{jt}^{biomass} + tc^{fix,biomass} + tc^{var,biomass} d_{ij} + \beta_{it}^1 + \beta_{jt}^2 - \beta_{ijt}^3 = 0, \forall i \in I, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.31)$$

Similarly, the biorefinery problem is replaced by constraints (4.15-4.17) and (4.32-4.38), where  $\gamma_{kt}^1$ ,  $\gamma_{jt}^2$ ,  $\gamma_{jkt}^3$  are the Lagrange multipliers associated respectively with initial constraints (4.15-4.17).

$$\sum_{j \in J} \phi_{jkt}^{sugar} - \varphi_{kt}^{sugar} \leq 0, \forall k \in K, \forall t \in T \quad (4.15)$$

$$\gamma_{kt}^1 (\sum_{j \in J} \phi_{jkt}^{sugar} - \varphi_{kt}^{sugar}) = 0, \forall k \in K, \forall t \in T \quad (4.32)$$

$$\gamma_{kt}^1 \geq 0, \forall k \in K, \forall t \in T \quad (4.33)$$

$$\sum_{k \in K} \phi_{jkt}^{sugar} - W_{jt}^{sugar} \leq 0, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.16)$$

$$\gamma_{jt}^2 \left( \sum_{k \in K} \phi_{jkt}^{sugar} - W_{jt}^{sugar} \right) = 0, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.34)$$

$$\gamma_{jt}^2 \geq 0, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.35)$$

$$-\phi_{jkt}^{sugar} \leq 0, \forall j \in J, \forall k \in K, \forall t \in T \quad (4.17)$$

$$-\gamma_{jkt}^3 \phi_{jkt}^{sugar} = 0, \forall j \in J, \forall k \in K, \forall t \in T \quad (4.36)$$

$$\gamma_{jkt}^3 \geq 0, \forall j \in J, \forall k \in K, \forall t \in T \quad (4.37)$$

The stationarity condition (4.38) related to this optimization problem is added.

$\forall j \in J, \forall k \in K, \forall t \in T,$

$$-mc_t^{sugar} + P_{jt}^{sugar} + tc^{fix,sugar} + tc^{var,sugar} d_{jk} + \gamma_{kt}^1 + \gamma_{jt}^2 - \gamma_{jkt}^3 = 0 \quad (4.38)$$

Finally, the pig farm problem is replaced by constraints (4.18-4.20) and (4.39-4.45), where  $\lambda_{ft}^1, \lambda_{jt}^2, \lambda_{jft}^3$  are the Lagrange multipliers associated respectively with initial constraints (4.18-4.20).

$$\sum_{j \in J} \phi_{jft}^{coproduct} - \varphi_{ft}^{coproduct} \leq 0, \forall f \in F, \forall t \in T \quad (4.18)$$

$$\lambda_{ft}^1 \left( \sum_{j \in J} \phi_{jft}^{coproduct} - \varphi_{ft}^{coproduct} \right) = 0, \forall f \in F, \forall t \in T \quad (4.39)$$

$$\lambda_{ft}^1 \geq 0, \forall f \in F, \forall t \in T \quad (4.40)$$

$$\sum_{f \in F} \phi_{jft}^{coproduct} - W_{jt}^{coproduct} \leq 0, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.19)$$

$$\lambda_{jt}^2 \left( \sum_{f \in F} \phi_{jft}^{coproduct} - W_{jt}^{coproduct} \right) = 0, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.41)$$

$$\lambda_{jt}^2 \geq 0, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (4.42)$$

$$-\phi_{jft}^{coproduct} \leq 0, \forall j \in J, \forall f \in F, \forall t \in T \quad (4.20)$$

$$-\lambda_{jft}^3 \phi_{jft}^{coproduct} = 0, \forall j \in J, \forall f \in F, \forall t \in T \quad (4.43)$$

$$\lambda_{jft}^3 \geq 0, \forall j \in J, \forall f \in F, \forall t \in T \quad (4.44)$$

The stationarity condition related to this optimization problem is as follows :  
 $\forall j \in J, \forall f \in F, \forall t \in T$

$$-mc_t^{coproduct} + P_{jt}^{coproduct} + tc^{fix,coproduct} + tc^{var,coproduct} d_{jf} + \lambda_{ft}^1 + \lambda_{jt}^2 - \lambda_{jft}^3 = 0 \quad (4.45)$$

- **Linearization of complementary slackness constraints**

To linearize the KKT complementary slackness constraints previously introduced, we add the binary variables  $Z_{it}^1, Z_{jt}^2, Z_{ijt}^3, B_{kt}^1, B_{jt}^2, B_{jkt}^3, Y_{ft}^1, Y_{jt}^2$  and  $Y_{jft}^3$  associated respectively with the constraints (4.25), (4.27), (4.29), (4.32), (4.34), (4.36),(4.39),(4.41) and (4.43). Each binary variable takes 1 if the constraint is active, and 0 if the Lagrange multiplier is zero. Considering a huge number BM (for Big M), complementary slackness constraints are replaced as presented in Table 4.6.

- **Single-Level Model(SLM)**

After establishing the KKT conditions for the followers' problems and linearizing the complementary slackness constraints, a Single-Level Model (SLM) formulated as a Mixed Integer Non-Linear Program (MINLP) is obtained. The SLM addresses the original multilevel problem and is composed of the objective function of the leader's problem (FO1) subject to the following constraints : (4.4-4.20), (4.26), (4.28), (4.30-4.31), (4.33), (4.35), (4.37-4.38), (4.40), (4.42) and (4.44-4.63).

## 4.5 Resolution approach

Most global optimizers for MINLPs face challenges in terms of computational performance with large-scale applications. This was the case for the SLM proposed in this study. In a previous work [74]), the SLM has been implemented using GAMS 42.2.0 with the BARON

TABLE 4.6 Complementarity slackness constraints and corresponding linearized constraints

Constraints	Linearized constraints
(4.25)	$\beta_{it}^1 \leq BM \times Z_{it}^1, \forall i \in I, \forall t \in T \text{ (4.46)}$ <hr/> $-(\sum_{j \in J} \phi_{ijt}^{biomass} - \eta^I r_{it}) \leq BM \times (1 - Z_{it}^1), \forall i \in I, \forall t \in T \text{ (4.47)}$
(4.27)	$\beta_{jt}^2 \leq BM \times Z_{jt}^2, \forall j \in J, \forall t \in T \text{ (4.48)}$ <hr/> $-(\sum_{i \in I} \phi_{ijt}^{biomass} - W_{jt}^{biomass}) \leq BM \times (1 - Z_{jt}^2), \forall j \in J, \forall t \in T \text{ (4.49)}$
(4.29)	$\beta_{ijt}^3 \leq BM \times Z_{ijt}^3, \forall i \in I, \forall j \in J, \forall t \in T \text{ (4.50)}$ <hr/> $\phi_{ijt}^{biomass} \leq BM \times (1 - Z_{ijt}^3), \forall i \in I, \forall j \in J, \forall t \in T \text{ (4.51)}$
(4.32)	$\gamma_{kt}^1 \leq BM \times B_{kt}^1, \forall k \in K, \forall t \in T \text{ (4.52)}$ <hr/> $-(\sum_{j \in J} \phi_{jkt}^{sugar} - \varphi_{kt}^{sugar}) \leq BM \times (1 - B_{kt}^1), \forall k \in K, \forall t \in T \text{ (4.53)}$
(4.34)	$\gamma_{jt}^2 \leq BM \times B_{jt}^2, \forall t \in T, \forall j \in J \text{ (4.54)}$ <hr/> $-(\sum_{k \in K} \phi_{jkt}^{sugar} - W_{jt}^{sugar}) \leq BM \times (1 - B_{jt}^2), \forall j \in J, \forall t \in T \text{ (4.55)}$
(4.36)	$\gamma_{jkt}^3 \leq BM \times B_{jkt}^3, \forall j \in J, \forall k \in K, \forall t \in T \text{ (4.56)}$ <hr/> $\phi_{jkt}^{sugar} \leq BM \times (1 - B_{jkt}^3), \forall j \in J, \forall k \in K, \forall t \in T \text{ (4.57)}$
(4.39)	$\lambda_{ft}^1 \leq BM \times Y_{ft}^1, \forall f \in F, \forall t \in T \text{ (4.58)}$ <hr/> $-(\sum_{j \in J} \phi_{jft}^{coproduct} - \varphi_{ft}^{coproduct}) \leq BM \times (1 - Y_{ft}^1), \forall f \in F, \forall t \in T \text{ (4.59)}$
(4.41)	$\lambda_{jt}^2 \leq BM \times Y_{jt}^2, \forall j \in J, \forall t \in T \text{ (4.60)}$ <hr/> $-(\sum_{f \in F} \phi_{jft}^{coproduct} - W_{jt}^{coproduct}) \leq BM \times (1 - Y_{jt}^2), \forall j \in J, \forall t \in T \text{ (4.61)}$
(4.43)	$\lambda_{jft}^3 \leq BM \times Y_{jft}^3, \forall j \in J, \forall f \in F, \forall t \in T \text{ (4.62)}$ <hr/> $\phi_{jft}^{coproduct} \leq BM \times (1 - Y_{jft}^3), \forall j \in J, \forall f \in F, \forall t \in T \text{ (4.63)}$

solver. Although a small data instance (6 corn farms, 5 potential depot locations, 1 biorefinery, and 4 pig farms) representing about 2% of the full dataset (247 corn farms, 395 potential locations for depots, and 286 pig farms) was considered, the optimizer failed to obtain an optimal solution within an 8-hour resolution time. To resolve the model using the entire dataset, this paper proposes a novel resolution approach that involves the user of the DDM

system in a three-step optimization process illustrated by figure 4.3. First, a **clustering module** identifies clusters for corn farms, depots' potential locations, biorefineries, and pig farms according to their geographic coordinates (i.e., latitudes and longitudes). This allows the user to consider one representative for each cluster, thus reducing the complexity of the problem. Second, the **SLM module** solves the SLM considering the clusters' representatives. Since the solution obtained at this stage does not necessarily maximize the leader's profit, a final step is required to **adjust the pricing decisions** considering the whole database.

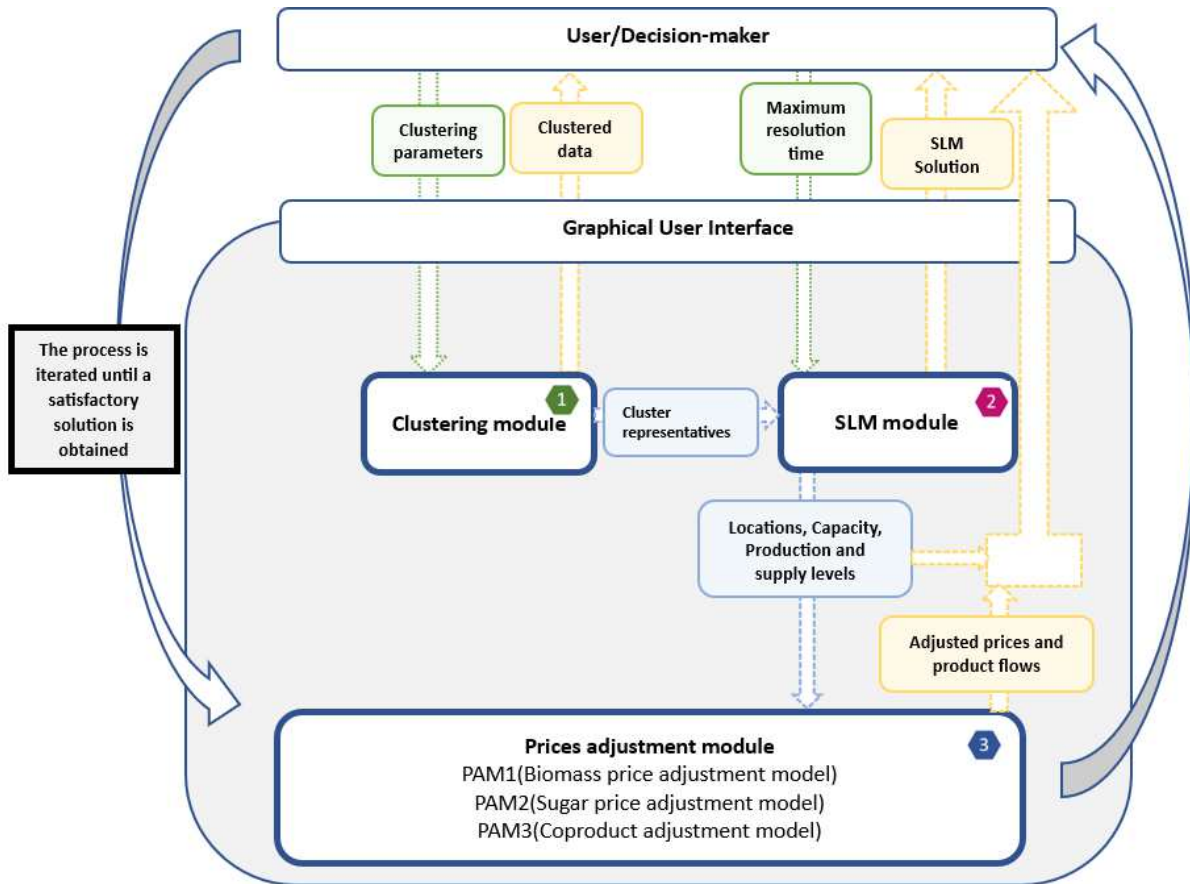


FIGURE 4.3 A three-step optimization process

#### 4.5.1 Clustering module

As shown in Figure 4.3, the user is involved before and after the clustering module. First, through a graphical user interface, the user must specify to the clustering module several parameters (e.g., the number of clusters respectively for corn farms, for depots' potential locations, for biorefineries and pig farms). The **clustering module** then generates candidate

solutions for the cluster representatives using a clustering algorithm. In this paper, we use the K-Means algorithm for clustering, whose various parameters, such as the number of clusters, the maximum number of iterations, and the centroid initialization, must be set by the user. The use of the K-Means algorithm is motivated by the need to easily detect local geographic patterns by grouping data points according to their distances [75]. In addition, this algorithm is easy to implement and interpret, which is necessary for an interactive reoptimization approach. Various metrics (e.g., Silhouette index, Calinski-Harabasz index, and Davies-Bouldin index) enable the user to evaluate the clustering results and to choose the best configuration according to the nature of the data and the objectives of the analysis [76]. At the end of this step, the datasets of the corn farms, depots' potential locations, biorefineries, and pig farms can be reduced to cluster representatives. The graphical user interface presents a map showing the clusters and the user is prompted to select a representative to the SLM module a representative location for each cluster, as well as the optimization stopping criterion (the maximum resolution time in our case).

#### 4.5.2 SLM module

Considering the clusters' representatives and the maximum resolution time set by the user, the SLM is solved using the solver BARON. Depending on the solution quality, the user can at this point adjust the maximum resolution time, and even restart the clustering step if necessary.

#### 4.5.3 Price adjustment module

Since the pricing decisions made by the SLM module consider the clusters' representatives, they do not necessarily maximize the Leader's profit and they may not represent the optimal offers that the Hub can make to the followers. The price adjustment module provides the possibility to adjust the pricing decisions considering the whole database. This consequently leads to necessary adjustments in material flows as well.

The third step of the optimization process can be described as follows. The price adjustment module keeps some SLM decisions unchanged, namely depot locations, depot capacities, and production and supply levels. These decisions are parameters for three new Price Adjustment Models (PAM1, PAM2, and PAM3) derived from the original SLM. PAM1 (the biomass price adjustment model) adjusts the decisions  $P_{jt}^{biomass}$  and  $\phi_{ijt}^{biomass}$ , respectively referring to biomass prices offered to corn farms and biomass sales at these prices. PAM2 (the sugar price adjustment model) adjusts the decisions  $P_{jt}^{sugar}$  and  $\phi_{jkt}^{sugar}$ , respectively referring to sugar prices offered to biorefineries, and sugar sold at these prices. Finally, PAM3 (the coproduct

price adjustment model) adjusts the decisions  $P_{jt}^{coproduct}$  and  $\phi_{jft}^{coproduct}$ , respectively referring to coproduct prices offered to pig farms and coproduct sales at these prices. The formulation of these models is detailed in what follows.

For PAM1, we consider only two optimization levels from the SLM involving depots and corn farms. We obtain the following single-level model :

$$\max \Pi^J(P_{jt}^{biomass}, \phi_{ijt}^{biomass}) = - \sum_{t \in T} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} P_{jt}^{biomass} \phi_{ijt}^{biomass} - S^{biomass} \quad (4.64)$$

subject to constraints (4.12-4.14), (4.26), (4.28), (4.30-4.31) and (4.46-4.51).

For PAM2, we consider only two optimization levels from the SLM involving depots and biorefineries. We obtain the following single-level model :

$$\max \Pi^J(P_{jt}^{sugar}, \phi_{jkt}^{suagr}) = \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} \sum_{j \in J} P_{jt}^{sugar} \phi_{jkt}^{suagr} + S^{sugar} \quad (4.65)$$

subject to constraints (4.15-4.17), (4.33), (4.35), (4.37-4.38), and (4.52-4.57)

Finally, for PAM3, we consider only two optimization levels from the SLM involving depots and pig farms. We obtain the following single-level model :

$$\max \Pi^J(P_{jt}^{coproduct}, \phi_{jft}^{coproduct}) = \sum_{t \in T} \sum_{f \in F} \sum_{j \in J} P_{jt}^{coproduct} \phi_{jft}^{coproduct} + S^{coproduct} \quad (4.66)$$

subject to constraints (4.18-4.20), (4.40), (4.42), (4.44-4.45) and (4.58-4.63).

## 4.6 Experimentation and results

### 4.6.1 Data

The case study addressed in this paper uses 5-year data on corn producers in the Province of Quebec. The database includes the locations of 247 corn farms and 286 pig farms, in addition to 395 potential depot locations identified. Each location is characterized by geographic coordinates (i.e., latitude and longitude), which enables the determination of the distance matrix between these locations. For simplicity's sake, this study considers a single biorefinery location. The theoretical availability of corn stover is provided by the Biomass Inventory Mapping and Analysis Tool (BIMAT) of Agriculture and Agri-Food Canada [37] while Quebec government data were used to represent the pigs' distribution in the territory [38]. Cost and

mass balance data are based on [36] report. Table 4.7 presents the main parameters of the SLM. The maximum resolution time considered for the SLM is 8 hours. The results obtained in each step of the optimization process are presented in what follows.

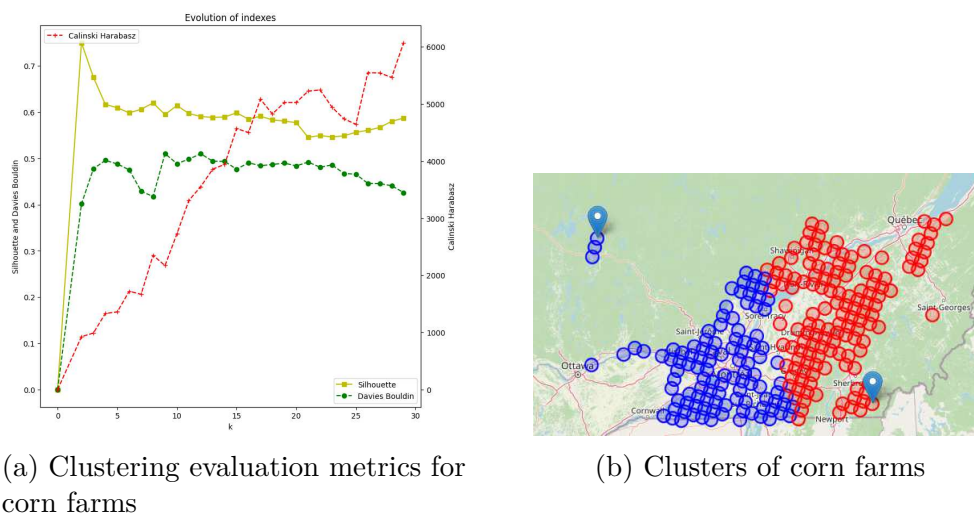
TABLE 4.7 Principal parameters of the SLM

Parameter	Value	Unit
$\eta^I$	1	
$\mu$	0.606	
$\alpha$	0.316	
$c^{fix}$	476.97	\$/Ton
$tc^{fix,biomass}$	9.32	\$/Ton
$tc^{var,biomass}$	0.26	\$/Ton.Km
$tc^{fix,coproduct}$	22.63	\$/Ton
$tc^{var,coproduct}$	0.24	\$/Ton.Km
$tc^{fix,sugar}$	7.56	\$/Ton
$tc^{var,sugar}$	0.15	\$/Ton.Km
$c^{sugar}$	532.606	\$/Ton
$c^{coproduct}$	32.073	\$/Ton
$q_{max}$	10112	Ton
$\varphi_t^{sugar} / t=1..4$	17340.66	Ton
$\varphi_t^{sugar} / t=5$	34681.32	Ton
$m_t^{biomass}$	2000	\$/Ton
$m_t^{coproduct}$	100	\$/Ton
$m_t^{coproduct}$	0	\$/Ton
$m_t^{sugar}$	1445.56	\$/Ton
$m_t^{sugar}$	0	\$/Ton

#### 4.6.2 Results

In this subsection, the three-step optimization process proposed in Figure 4.3 is tested for the real case study described above using a computer with these specifications : 8GB RAM and an Intel Core i5 8<sup>th</sup> Generation CPU. In the first step, we performed a single iteration of the interactive process and we started by analyzing the clustering evaluation metrics as a function of the number of clusters respectively for the **I** corn farms (Figure 4.4a), **J** potential locations for processing depots (Figure 4.5a) and **F** pig farms (Figure 4.6a). Based on the evolution of the evaluation metrics in Figures 4.4a, 4.5a and 4.6a respectively, we chose to create two clusters for **I**, four clusters for **J**, and two clusters for **F**. Our decision is primarily driven by the observation that the Silhouette index attains its peak value when opting for two clusters among all actors. Nevertheless, due to the limited biomass supply capacity at the

depots, meeting the biorefinery’s demand in year 5 necessitates a minimum of four depots. Considering that the Silhouette index diminishes as the number of clusters increases, we ultimately opt for four depots to ensure fulfillment of demand. Maps of the different clusters can be generated using a software such as Power BI (see Figures 4.4b, 4.5b and 4.6b). Next, we set representatives (see blue markers in Figures 4.4b, 4.5b, and 4.6b, one for each cluster) and used them as inputs to the SLM. Note that additional iterations could be added by analyzing the results of this first iteration and by adjusting accordingly the clustering of the data. For instance, the user could contextualize the results and identify weaknesses related to other aspects of the problem, such as access to road networks. However, this has not been done because it does not provide the reader with more information regarding the optimization process itself.



(a) Clustering evaluation metrics for corn farms

(b) Clusters of corn farms

FIGURE 4.4 Clustering of corn farms

In the second step, the SLM was solved in a maximum of 8 hours, using the parameters presented in Table 4.7. The SLM optimal decisions obtained in 745 minutes are shown in Table 4.8. Finally, in the third step, we proceeded to price adjustments as follows.

- **Adjustment of biomass prices**

Figure 4.7 presents the corn farms selected by PAM1. The adjusted prices provided by PAM1 and associated with the selected corn farms are presented in Table 4.9. In addition, Figure 4.8 exhibits the quantities of biomass that will be sold by each corn farm to the different depots. PAM1 was successfully solved in 18 seconds, generating 40 intermediate solutions (since the solver used is based on local search algorithms), with the optimal one presented in this article. The adjustment model slashed the cost of

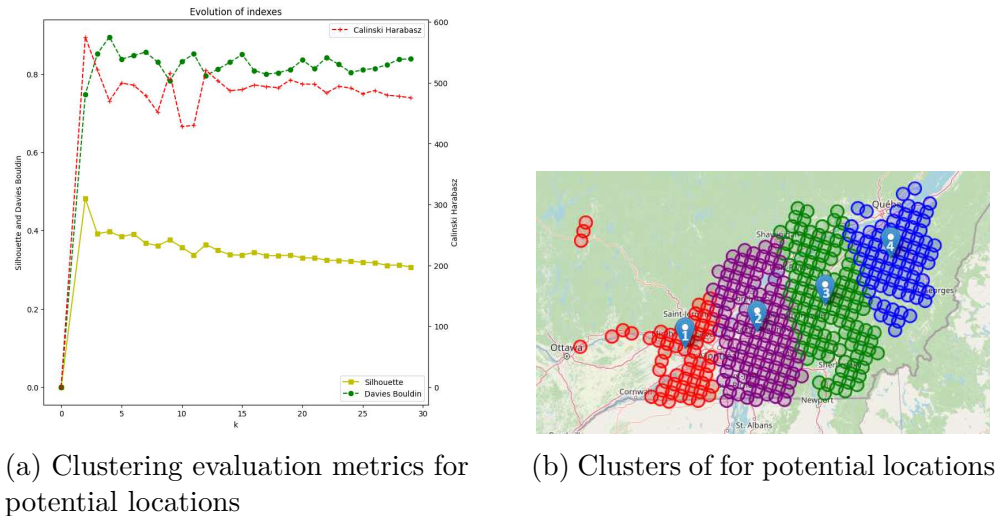


FIGURE 4.5 Clustering of potential locations for processing depots

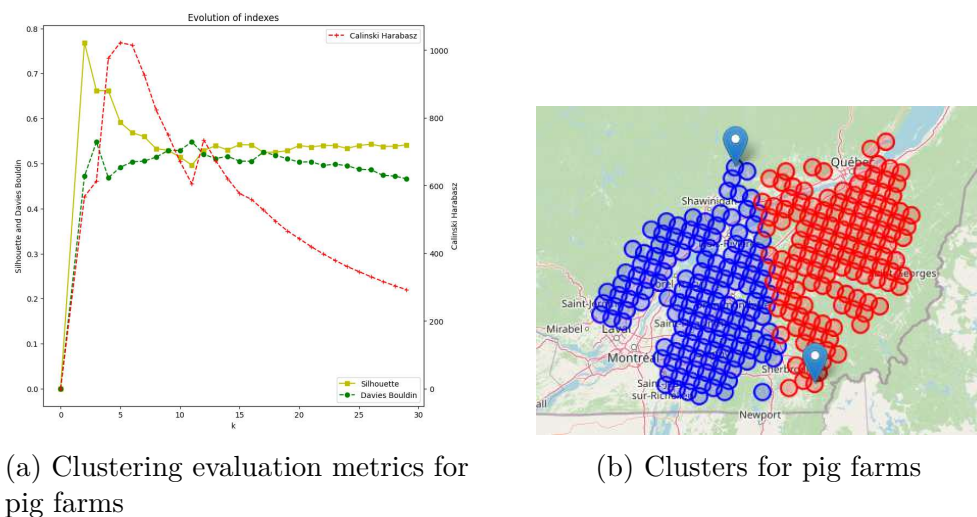


FIGURE 4.6 Clustering of pig farms

biomass purchases by 63.94%, leading to a reduction of \$10,069,975.18 compared to the expenditure calculated when the SLM was solved. The profit of the Hub experienced a 16.22% rise, climbing from \$62,082,220 to \$72,152,195.20. This increase is explained by the fact that, following the biomass price adjustment (see 4.9), each depot is proposing prices lower than those recommended by the SLM module which considers cluster representatives (and not real data). The adjusted prices suggested by the depots only motivated the corn farms surrounding the depots to sell their agricultural residues as shown in Figure 4.7.

TABLE 4.8 Decisions of the SLM (Step 2)

Years 1 to 4 (Year5)				
Depots	Capacity (t)	Biomass purchase(t)	Sugar sales (t)	Coproduct sales(t)
1	0(4345.32)	0(13751.013)	0(4345.32)	0(8333.114)
2	10112 (10112)	22875.506(32000)	7228.66(10112)	13862.557(19392)
3	10112(10112)	32000(32000)	10112(10112)	19392(19392)
4	0(10112)	0(32000)	0(10112)	0(19392)

Years 1 to 4 (Year5)			
Depots	Biomass prices (\$/t)	Sugar prices (\$/t)	Coproduct prices(\$/t)
1	N/A(67.82)	N/A(1426.36)	N/A(21.45)
2	53.26 (53.26)	1430.44(1430.44)	36.81(36.81)
3	40.26(40.26)	1416.55(1416.55)	48.81(48.81)
4	N/A(56.12)	N/A(1401.4)	N/A(36.33)

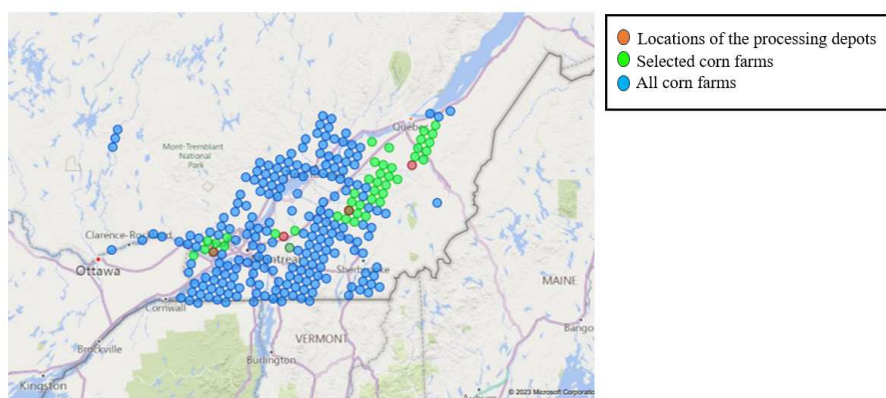


FIGURE 4.7 Corn farms selected by the PAM1

- **Adjustment of coproduct prices**

Figure 4.9 shows the pig farms selected by PAM3. The adjusted prices provided by PAM3 and associated with the selected pig farms are presented in Table 4.9. In addition, Figure 4.10 exhibits the quantities of coproduct that will be purchased by each pig farm from the different depots. PAM3 was successfully solved in 20 seconds,

TABLE 4.9 Comparison of biomass and coproduct prices determined by SLM and adjusted prices

Years 1 to 4 (Year 5)		
Depots	SLM biomass prices(\$/ t)	Adjusted biomass prices (\$/ t)
1	N/A(67.82)	N/A(17.326)
2	53.26 (53.26)	14.462 (14.540)
3	40.26 (40.26)	17.154 (17.154)
4	N/A(56.12)	N/A(28.322)

Years 1 to 4 (Year 5)		
Depots	SLM coproduct prices(\$/ t)	Adjusted coproduct prices(\$/ t)
1	N/A(21.45)	N/A(63.138)
2	36.81 (36.81)	72.834 (72.666)
3	48.81 (48.81)	69.642 (69.642)
4	N/A(36.33)	N/A(74.154)

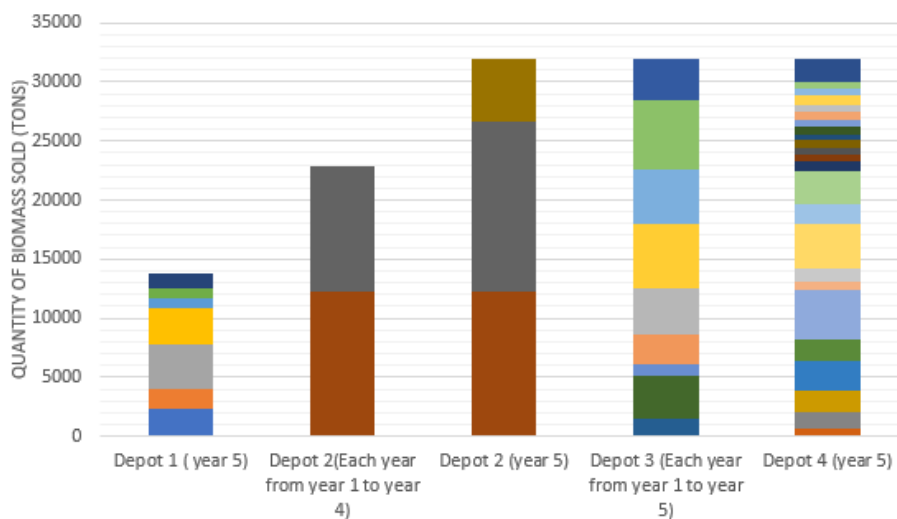


FIGURE 4.8 Quantities of biomass sold by each corn farm to different depots

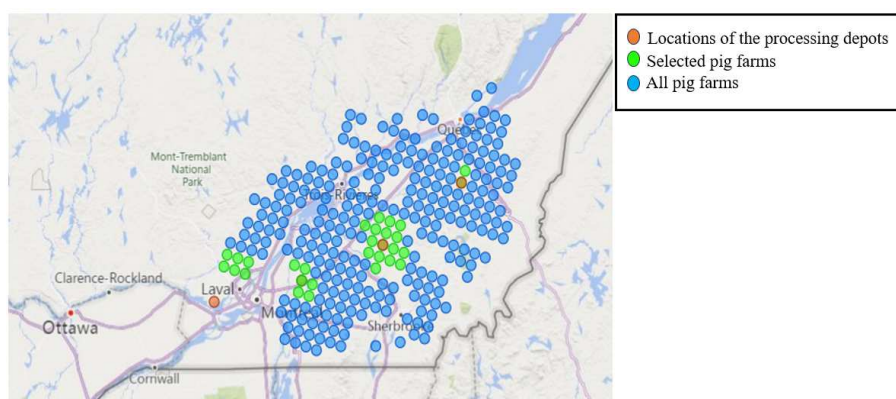


FIGURE 4.9 Pig farms selected by the PAM3

generating 42 intermediate solutions, with the optimal one presented in this article. The adjustment model boosted coproduct sales revenues by 69.21%, resulting in a \$5,793,604.024 increase compared to the amount calculated when the SLM was resolved using cluster representatives. This led to an 8.02% increase in the Hub's profit, elevating it from \$72,152,195.20 to \$77,945,799.22. This increase is explained by the fact that, following the adjustment in coproduct prices (see 4.9), each depot is selling its coproduct at higher prices, exceeding what the SLM suggests. The adjusted prices proposed by the depots only motivated the pig farms surrounding the depots to buy the coproduct from the depots as shown in Figure 4.9.

The results presented above highlight the dynamics of the proposed DDM system and the effectiveness of coordination among the various actors in this industrial symbiosis.

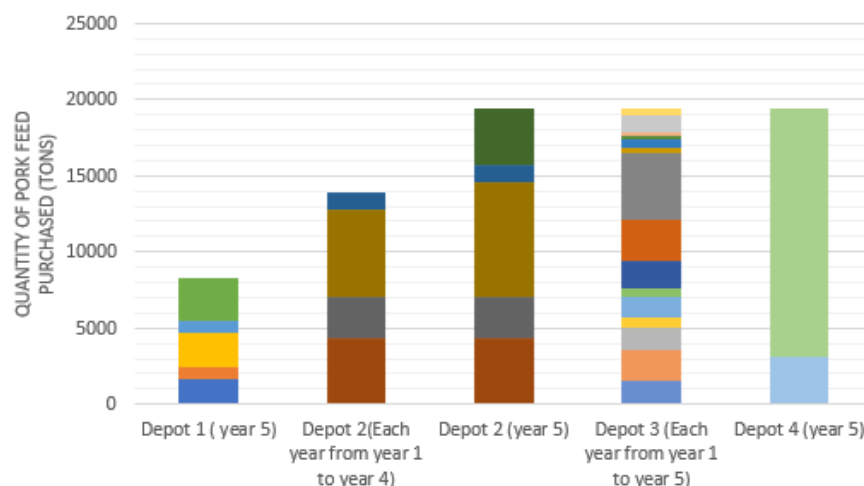


FIGURE 4.10 Quantities of coproduct purchased by each pig farm from the different depots

As shown in Table 4.7, sugar requested by the biorefinery in year 5 is higher than in years 1-4. Consequently, Table 4.8 shows that the biomass supply of depot 2 increased in year 5, compelling the depot to seek additional farmers. In addition, this depot increased its purchase prices, as evidenced by the adjusted biomass price value in Table 4.9. The same logic applies to the coproduct production level of depot 2 and its corresponding selling price : coproduct production increased in year 5. To sell this surplus quantity, depot 2 will reduce the coproduct selling prices in year 5 to attract more pig farms.

## 4.7 Discussion

In this paper, we highlighted the value of industrial symbiosis, as a form of circular economy where the exchanges of waste and by-products between companies is economically viable. More specifically, the decision-making tool developed in this paper explicitly considers the distribution and sale of by-products generated by the treatment processes as a way to strengthen both business profitability and the reduction of the overall environmental footprint. Considering real-world assumptions, we demonstrated that the developed tool can support the different decision-makers in the symbiotic bioethanol supply chain network. This network includes four actors : corn farmers (suppliers of corn residues), processing depots, biorefineries, and pig farms. The proposed tool optimizes the network design and coproduct pricing within a market equilibrium. On the one hand, the model allocates a crucial role to the Hub, which must make key decisions such as identifying the optimal locations for processing depots, as well as coordinating production plans and prices offered to suppliers

and customers. On the other hand, considering the prices offered by the Hub and assuming a market equilibrium, the model provides the other actors with the optimal quantities of products to sell (for corn farms) or to purchase (for biorefineries and pig farms).

One of the advantages of the proposed tool is that it involves decision-makers and enables them to contribute to the design of the supply network and the selection of the most appropriate solution using the interactive reoptimization approach. In addition, the tool considers the mutual influences between the actors during decision-making and coordinates design and pricing decisions within the network. This approach also allows us to engage in network and beneficial exchanges, paving the way for a more efficient symbiotic network, and can be generalized for other sectors in which by-products could be dealt with within an industrial symbiosis context.

In addition to producing an eco-friendly product (bioethanol), the proposed industrial symbiosis valorizes by-products (corn residues) and coproducts (pig feed), reduces reliance on non-renewable resources, and limits environmental impacts. This case study demonstrates the economic balance that can be achieved. This can help managers overcome their fear of changes and losses, which is a common barrier to being part of an industrial symbiosis.

## 4.8 Conclusion

This paper proposes a novel distributed decision-making model for design and pricing decisions in a Biofuel Supply Chain Network in the Province of Quebec. As an industrial symbiosis, we propose to involve four actors with diverse interests : corn farms, a Hub of processing depots, biorefineries, and pig farms. The problem is then formulated as a multi-period non-cooperative Stackelberg game under the Nash equilibrium assumption. As a leader, the Hub determines the depots' locations, production capacities, and supply and production levels. In addition, the Hub sets the purchase price of the biomass and the selling price of two products : the sugar offered to the biorefineries and the coproduct offered to the pig farms. The followers (i.e., each corn farm, each biorefinery, and each pig farm) independently optimize their own decisions regarding the quantities to sell or buy in order to maximize their profits. To solve this problem, A DDM model is proposed and reformulated into a single-level model (SLM) using the Karush-Kuhn-Tucker (KKT) method. In addition, this article introduces a new resolution approach based on three modules that involve the user. The first module is the clustering module, which generates candidate solutions for cluster representatives using a clustering algorithm. The second module is the SLM module, where the SLM is solved considering the clusters' representatives and the maximum resolution time set by the user. The last module is the price adjustment module, which provides the opportunity to adjust pricing decisions and material flows, considering the real data, not only clusters' representa-

tives. This approach is tested on a real case study in the Province of Quebec.

In the results section of this article, we have taken the place of the user by choosing the clustering parameters and the maximum resolution time during the user-guided search. In this section, we have chosen four clusters for the depots, two for the corn farms, and two for the pig farms. The representatives of these clusters were incorporated into the SLM module, which underwent a 445-minute runtime. The outcomes of the decision variables determined by the SLM are presented before the implementation of the price adjustment step. This step generates prices for various products and specifies the corn farms from which each depot will source, as well as the pig farms to which each depot will sell its coproduct. The comparison of the Hub profits both before and after the adjustment module is demonstrated by a profit increase of 25.55% after applying the price adjustments.

As far as the modification part of a current solution is concerned, this will be left to the company implementing this framework, to customize the adjustments according to their specific needs. It would be also interesting to consider the environmental impact of this symbiosis in the DDM model proposed for future research. In addition, more accurate resolution methods could be considered for the single-level model presented in this article. Also, it would be interesting to see the results with multiple biorefineries, unlike the case study presented in this article, which involves only one.

## CHAPITRE 5 DISCUSSION GÉNÉRALE

Dans ce chapitre, nous présenterons une discussion sur les principales réalisations et leurs implications managériales ainsi que les contributions de ce projet de recherche. Nous explorons la transition vers des réseaux symbiotiques de production des biocarburants au Québec afin d'atténuer le changement climatique et de réduire les émissions des GES.

### 5.1 Principales réalisations

Le modèle multipériode développé est basé sur le jeu de Stackelberg et suppose un équilibre de Nash pour les suiveurs. Le modèle tient compte des objectifs et des décisions de quatre acteurs essentiels : les agriculteurs (fournisseurs des résidus de maïs), les dépôts de traitement des résidus, les bioraffineries et les fermes d'élevage porcin.

Ce modèle de prise de décision distribuée (DDM) ne peut pas être résolu directement par des solveurs commerciaux ou des approches de résolution en raison de sa complexité, du nombre élevé de variables de décision à déterminer, et surtout de la présence de la variable binaire déterminant la localisation des dépôts. C'est pourquoi nous avons recouru à la méthode de réduction à un seul niveau KKT afin de fusionner tous les problèmes d'optimisation présents dans le modèle initial. Ce choix a été effectué à la suite d'une revue de la littérature portant sur les approches de résolution des modèles d'optimisation distribués.

Le principe de cette approche consiste à remplacer les problèmes d'optimisation des suiveurs par des conditions d'optimalité, puis à intégrer ces dernières avec les contraintes du leader (le HUB) afin d'obtenir un modèle à un seul niveau (SLM). Dans ce modèle, la fonction objectif est celle du HUB et les contraintes sont celles du HUB, auxquelles s'ajoutent les conditions d'optimalité des suiveurs obtenues grâce à l'application de la méthode de KKT.

Le problème que nous avons rencontré à cette étape est que les conditions d'optimalité comportent des contraintes non linéaires, et avec la non-linéarité de la fonction objectif du SLM, cela pourrait rendre la résolution quasi impossible. Pour surmonter cet obstacle, nous avons linéarisé ces contraintes en utilisant des variables binaires et en faisant un choix judicieux d'un nombre très grand,  $BM$ . En général, le choix de ce nombre doit être suffisamment petit pour réduire le temps de résolution, mais suffisamment grand pour garantir la validité de l'opération de linéarisation. Dans le cas de notre modèle, ce choix a été effectué en se basant sur la connaissance et la compréhension du problème, ainsi que sur l'analyse et l'évaluation des deux bornes de l'inégalité des contraintes à linéariser. Les valeurs choisies n'ont pas besoin d'être précises, mais doivent être suffisamment raisonnables pour englober la plage attendue.

Suite à l'obtention du SLM à contraintes linéaires, nous avons validé ce modèle en utilisant une petite instance de données tirée au hasard de la base de données totale dont nous disposons. Cependant, malgré la taille réduite de cet échantillon de données, le modèle n'a pas été en mesure de trouver une solution optimale même après une durée de 8 heures. Cela nous a incités à rechercher une approche de résolution capable de traiter l'intégralité de la base de données.

L'approche que nous avons développée se compose de trois modules et repose principalement sur la segmentation des données spatiales et la réoptimisation interactive. Les défis majeurs rencontrés lors de l'élaboration de cette approche ont été le choix de l'algorithme de segmentation des données, la sélection des représentants des segments obtenus, et enfin l'implémentation du troisième module, permettant d'ajuster les prix trouvés suite au deuxième module de résolution du SLM.

Le choix de l'algorithme K-Means pour la segmentation des données a été motivé par sa capacité à détecter facilement les schémas géographiques. Étant un algorithme de partitionnement, il permet également de déterminer à l'avance le nombre de segments. De plus, cet algorithme est facile à interpréter, à implémenter et peut être ajusté par l'utilisateur, quel que soit son niveau de connaissance dans cette approche.

Quant au choix des représentants, nous avons sélectionné des emplacements éloignés de la distribution des dépôts afin de générer un scénario de prix défavorable, mettant ainsi en évidence l'impact du troisième module d'ajustement des prix. Il est à noter que, indépendamment du choix effectué par l'utilisateur pour les représentants, les prix ajustés resteront les mêmes, à condition de conserver les centroïdes des quatre segments de dépôts comme représentants de ces derniers. En d'autres termes, les prix ajustés demeureront constants tant que le nombre et la localisation des représentants des dépôts restent inchangés.

Le module d'ajustement des prix a pour rôle de déterminer des prix plus avantageux pour le HUB, augmentant ainsi son profit par rapport à celui généré avec les prix trouvés après le deuxième module. Étant donné que le prix obtenu par le module SLM dépend du choix des représentants, le module d'ajustement des prix garantira des valeurs optimales, quelle que soit la sélection effectuée. De plus, étant donné que le choix des représentants influencera le flux de matières, ce module permettra également d'ajuster ces flux et de déterminer à qui et dans quelle quantité acheter la biomasse ou vendre les produits des dépôts.

Les résultats obtenus suite à l'application de cette approche, confirment l'efficacité de cet outil d'aide à la décision pour représenter les interactions entre les acteurs et coordonne les décisions de conception et de fixation des prix dans le réseau de production. En effet, reprenons l'exemple des prix de la biomasse trouvés grâce à l'approche de résolution pour le dépôt 2. À partir de la cinquième année, le prix d'achat de la biomasse a augmenté par rapport

aux années précédentes (de 1 à 4). Cette hausse s'explique par l'augmentation du niveau d'approvisionnement en biomasse dans ce dépôt. En conséquence, une demande accrue en approvisionnement nécessitera davantage d'agriculteurs, incitant ainsi le dépôt 2 à augmenter le prix d'achat de la biomasse. De même, le prix du coproduit proposé par ce dépôt a diminué à partir de la cinquième année afin d'attirer un plus grand nombre de fermes d'élevage porcin.

### **5.1.1 Réseau symbiotique de production des biocarburants**

Ce projet de recherche montre l'avantage de créer un réseau symbiotique de production des biocarburants au Québec formulant ce problème de conception comme un système de prise de décision distribué. Il fournit un outil d'aide à la décision pour la conception et la fixation des prix qui permettront aux acteurs de s'engager dans des échanges mutuellement bénéfiques, ouvrant la voie à un réseau symbiotique plus efficace.

### **5.1.2 Défis computationnels**

Nous avons montré que le problème de conception et de fixation des prix d'un réseau symbiotique de production des biocarburants est un problème de grande taille que les solveurs ne peuvent pas résoudre dans un temps raisonnable. Pour confronter les défis computationnels, nous avons proposé une approche basée sur la réoptimisation interactive à trois phases (une phase de segmentation de données et deux phases d'optimisation combinatoire). Cette approche pourrait être utilisée pour d'autres problèmes de grande taille en logistique.

## **5.2 Implications managériales**

### **5.2.1 Diminution du changement climatique**

L'engagement du Québec à réduire les émissions de GES par l'intégration d'une teneur en biocarburants dans l'essence et le carburant diesel est un pas important vers la diminution du changement climatique. En offrant un outil d'aide à la décision pour la conception et la fixation des prix dans un réseau symbiotique de production des biocarburants, cette recherche contribue directement aux efforts de la province à cet égard.

### **5.2.2 Développement durable**

La création du réseau symbiotique de production du biocarburant, comme celui proposé dans le cadre de ce projet, permettrait de valoriser les déchets, de réduire la dépendance aux ressources non renouvelables et de limiter l'impact sur l'environnement ce qui s'aligne

avec les efforts fournis à l'échelle mondiale pour mettre à disposition des stratagèmes de développement durable.

### **5.2.3 Implication des acteurs participants**

L'implication de plusieurs acteurs dans le réseau symbiotique de production des biocarburants nécessite un engagement et une prise de décision efficaces. Notre modèle de prise de décision distribuée favorise la coopération et la coordination entre les différentes parties prenantes, soulignant l'importance des approches collaboratives pour atteindre les objectifs de durabilité, tout en s'assurant de maintenir une solution économiquement favorable pour tous les acteurs.

#### **Choix du leader**

Parmi les questions que l'on pourrait poser concernant ce projet de recherche, il y a le choix du HUB plutôt que celui des bioraffineries comme leader dans le jeu de Stackelberg adopté pour résoudre le problème de conception et de fixation des prix dans un réseau de production de bioéthanol de 2<sup>ème</sup> génération. En réalité, ce choix est motivé principalement par plusieurs raisons. Premièrement, le HUB représente le nœud central de ce réseau, assurant ainsi sa fonction de pivot essentiel. Deuxièmement, le HUB offre une efficacité logistique en permettant d'atténuer les risques, surtout lors de fluctuations ou de perturbations dans l'approvisionnement en biomasse. Enfin, ce choix confère une flexibilité essentielle pour ajuster la structure du réseau en réponse à des événements imprévus futurs. Par ailleurs, il est à noter que les bioraffineries pourraient éventuellement être considérées comme des leaders dans ce jeu, ouvrant ainsi des perspectives pour de futures recherches.

#### **Implication des agriculteurs**

En réalité, à ce stade, la mise en place effective de la symbiose industrielle que nous étudions dans le cadre de ce projet n'est pas encore concrétisée sur le terrain. Nous demeurons ainsi dans une phase d'incertitude où le réseau est établi, mais aucun agriculteur ne vend ses résidus. C'est à ce point que prend toute son importance le rôle essentiel de la détermination des prix de la biomasse, jouant un rôle incitatif pour les agriculteurs afin de les encourager à participer à ce réseau. Il est important de noter que cet incitatif n'est pas le seul élément encourageant ces agriculteurs à participer. Il est nécessaire de prendre en considération la nécessité pour les agriculteurs de conserver des résidus sur leurs terres pour assurer la nutrition des sols et garantir une meilleure productivité en maïs pour les années à venir.

## **Implication du preneur de décision**

L'approche de résolution proposée, qui repose sur l'implication d'un preneur de décision, permet à celui-ci d'exploiter ses connaissances et ses intuitions pour intégrer d'autres contraintes implicites difficiles à formaliser mathématiquement. Par exemple, considérons des contraintes telles que la nécessité de placer les installations près des autoroutes pour faciliter le transport des matières, ou la contrainte exigeant que les emplacements des dépôts soient éloignés des zones de loisirs ou des habitats de la faune sauvage.

En outre, cette approche ne constitue pas uniquement un outil d'aide à la décision pour la planification et la détermination des prix, mais aussi un outil d'aide à la négociation et à la gestion des conflits. Les différents modules qui composent cette approche offrent des outils et des mécanismes permettant au Hub de prendre des décisions plus éclairées, de s'adapter à divers scénarios et de mieux gérer les éventuels compromis lors des négociations avec les parties prenantes. Prenons par exemple une situation où une partie spécifique serait responsable de la gestion de 30% des fermes de maïs, mais qu'elle refuse de fournir le résidu de maïs après la récolte. Dans un tel cas, le preneur de décision prendrait en compte ce facteur lors du choix des représentants des dépôts. Cette prise en compte pourrait être réalisée simplement via les cartes affichées à l'utilisateur via l'interface graphique, lui permettant ainsi de prendre des décisions plus adaptées et informées.

### **5.3 Contributions du projet**

#### **5.3.1 Contributions théoriques**

Les principales contributions de ce projet sont : premièrement, les influences mutuelles entre les acteurs lors de la prise de décision sont considérées via un système décisionnel distribué. Deuxièmement, un nouveau modèle distribué coordonnant les décisions de conception et de fixation des prix dans le réseau symbiotique de production des biocarburants est proposé. Troisièmement, des différents produits sont valorisés tels que la biomasse, le sucre cellulosique et le coproduit pour l'alimentation de porc, alors que la plupart des études se concentrent sur un à deux produits. Enfin, une nouvelle approche de résolution interactive est proposée pour confronter les défis computationnels.

#### **5.3.2 Contributions pratiques**

Nous pensons que le modèle proposé a la possibilité d'entraîner des impacts concrets et de supporter le Québec et d'autres régions à concevoir et à optimiser les réseaux symbiotiques de

production des biocarburants. De plus, l'approche de résolution proposée pourrait également être appliquée à d'autres problèmes d'optimisation combinatoire, contribuant ainsi de manière significative à l'avancement de la recherche scientifique.

## CHAPITRE 6 CONCLUSION

### 6.1 Synthèse des travaux

Ce mémoire introduit une méthodologie innovante visant à aborder la dynamique complexe de la prise de décision au sein du réseau de production du bioéthanol situé au Québec. Ce réseau fonctionne selon les principes de la symbiose industrielle, ce qui implique un cadre de collaboration impliquant des acteurs pivots tels que les dépôts de traitement de biomasse, les agriculteurs de maïs, les bioraffineries et les fermes d'élevage porcin, chacune ayant des rôles distincts et vitaux.

Le problème est formulé comme un jeu de Stackelberg non coopératif multipériode, en supposant un équilibre de Nash. En tant qu'orchestrateur central, le Hub joue un rôle de premier plan en déterminant des variables de décision tels que l'emplacement des dépôts, les capacités de production, les niveaux d'approvisionnement et les stratégies de fixation des prix pour la biomasse et le sucre fournis aux bioraffineries, ainsi que pour le coproduit destiné aux élevage de porcs. En revanche, les suiveurs (les agriculteurs de maïs, les bioraffineries et les fermes d'élevage porcin) élaborent indépendamment des stratégies pour optimiser leurs actions, dans le but de maximiser leurs profits respectifs.

Pour naviguer dans ce réseau complexe de défis, un modèle proposé de prise de décision distribuée (DDM) est affiné en un modèle rationalisé à un seul niveau (SLM) en utilisant la méthode de Karush-Kuhn-Tucker (KKT). Ce mémoire présente un cadre de résolution innovant comprenant trois modules méticuleusement conçus pour impliquer activement l'utilisateur. Le module de segmentation génère des solutions potentielles à l'aide d'un algorithme d'apprentissage machine, qui sont ensuite introduits dans le module SLM pour le calcul des différentes variables de décision. Enfin, le module d'ajustement des prix permet d'affiner les stratégies de fixation des prix et les flux de matières.

L'efficacité de cette approche de résolution est étayée par une étude de cas concrète au Québec. En prenant le rôle de l'utilisateur, nous avons sélectionné les paramètres de segmentation et le temps de résolution maximal. L'incorporation de représentants des groupes dans le modèle SLM, fonctionnant dans un délai de 8 heures, a facilité la détermination des variables de décision avant la mise en œuvre de la phase d'ajustement des prix. Après l'ajustement, les bénéfices du Hub ont augmenté de 25,55%.

## 6.2 Limitations de la solution proposée

Lorsque le défi d'optimisation prend des proportions considérables, il est courant de recourir à des méta-heuristiques, bien qu'elles ne garantissent pas l'obtention d'une solution optimale. Notre approche de résolution partage des similitudes avec ces méta-heuristiques dans ce dernier point, mais elle diffère en encourageant activement le décideur à tirer parti de ses connaissances et de son intuition pour incorporer des contraintes supplémentaires au problème initial, dans le but de réduire sa complexité. Cependant, il est important de noter que cette approche ne garantit pas l'obtention de solutions optimales. Bien qu'elle suscite un intérêt certain en permettant une représentation aisée du problème et de ses solutions, ainsi qu'en sollicitant l'implication du décideur pour intégrer des contraintes pertinentes, elle ne peut assurer l'optimalité des solutions générées.

## 6.3 Améliorations futures

Pour l'avenir, l'adaptabilité de ce cadre aux besoins spécifiques des entreprises en modifiant les solutions actuelles reste un aspect essentiel. L'étude de l'impact environnemental dans le cadre du modèle DDM proposé constitue une piste intéressante pour les recherches futures. En outre, le fait d'envisager des méthodes de résolution plus fines pour le modèle à un seul niveau et d'étendre l'étude à plusieurs bioraffineries pourrait améliorer l'exhaustivité et l'applicabilité des résultats au-delà des contraintes de l'étude de cas actuelle.

## RÉFÉRENCES

- [1] W. Haerberli, C. A. Whiteman et J. F. Shroder, *Snow and ice-related hazards, risks, and disasters*. Elsevier Amsterdam, The Netherlands, 2021, vol. 10.
- [2] S. Bößner *et al.*, “Fossil fuels feed climate change and war : Time to quit them,” 2022.
- [3] Government of Canada. (2023) Market analysis group / crops and horticulture division sector development and analysis directorate / market and industry services branch. (accessed : 19.12.2023). [En ligne]. Disponible : [https://publications.gc.ca/site/archivee-archived.html?url=https://publications.gc.ca/collections/collection\\_2023/aac-aafc/A77-1-2023-7-21-eng.pdf](https://publications.gc.ca/site/archivee-archived.html?url=https://publications.gc.ca/collections/collection_2023/aac-aafc/A77-1-2023-7-21-eng.pdf)
- [4] M. V. Rodionova *et al.*, “Biofuel production : challenges and opportunities,” *International Journal of Hydrogen Energy*, vol. 42, n°. 12, p. 8450–8461, 2017.
- [5] M. Gáspár, G. Kálmán et K. Réczey, “Corn fiber as a raw material for hemicellulose and ethanol production,” *Process Biochemistry*, vol. 42, n°. 7, p. 1135–1139, 2007.
- [6] K. McCormick et N. Kautto, “The bioeconomy in europe : An overview,” *Sustainability*, vol. 5, n°. 6, p. 2589–2608, 2013.
- [7] A. Bioeconomy, “Innovating for sustainable growth : A bioeconomy for europe,” *Industrial Biotechnology*, 2012.
- [8] J. Sanders *et al.*, *The biobased economy : biofuels, materials and chemicals in the post-oil era*. Routledge, 2010.
- [9] K. Bracmort et R. W. Gorte, “Biomass : comparison of definitions in legislation.” Congressional Research Service, Library of Congress, 2009.
- [10] L. D. Harvey, *Energy and the new reality 2 : carbon-free energy supply*. Routledge, 2010.
- [11] I. Bioenergy, “Iea bioenergy task 42 biorefinery,” *IEA, Paris*, 2009.
- [12] A. Pandey *et al.*, *Industrial biorefineries and white biotechnology*. Elsevier, 2015.
- [13] H. Von Stackelberg, *The theory of the market economy*. William Hodge, 1952.
- [14] Y. Chu et F. You, “Integrated scheduling and dynamic optimization by stackelberg game : bilevel model formulation and efficient solution algorithm,” *Industrial & Engineering Chemistry Research*, vol. 53, n°. 13, p. 5564–5581, 2014.
- [15] T. Li et S. P. Sethi, “A review of dynamic stackelberg game models,” *Discrete & Continuous Dynamical Systems-B*, vol. 22, n°. 1, p. 125, 2017.

- [16] C. Guzman *et al.*, “A sequential stackelberg game for dynamic inspection problems,” *European journal of operational research*, vol. 302, n<sup>o</sup>. 2, p. 727–739, 2022.
- [17] D. Yue et F. You, “Game-theoretic modeling and optimization of multi-echelon supply chain design and operation under stackelberg game and market equilibrium,” *Computers & Chemical Engineering*, vol. 71, p. 347–361, 2014.
- [18] M. Marufuzzaman, S. D. Ekşioğlu et R. Hernandez, “Environmentally friendly supply chain planning and design for biodiesel production via wastewater sludge,” *Transportation Science*, vol. 48, n<sup>o</sup>. 4, p. 555–574, 2014.
- [19] S. Bairamzadeh, M. S. Pishvae et M. Saidi-Mehrabad, “Multiobjective robust possibilistic programming approach to sustainable bioethanol supply chain design under multiple uncertainties,” *Industrial & Engineering Chemistry Research*, vol. 55, n<sup>o</sup>. 1, p. 237–256, 2016.
- [20] M. Mottaghi, S. Bairamzadeh et M. S. Pishvae, “A taxonomic review and analysis on biomass supply chain design and planning : New trends, methodologies and applications,” *Industrial Crops and Products*, vol. 180, p. 114747, 2022.
- [21] J. Wheeler *et al.*, “Combining multi-attribute decision-making methods with multi-objective optimization in the design of biomass supply chains,” *Computers & Chemical Engineering*, vol. 113, p. 11–31, 2018.
- [22] R. Abu-Taha, “Multi-criteria applications in renewable energy analysis : A literature review,” *2011 Proceedings of PICMET’11 : Technology Management in the Energy Smart World (PICMET)*, p. 1–8, 2011.
- [23] A. Singlitico, J. Goggins et R. F. Monaghan, “Life cycle assessment-based multiobjective optimisation of synthetic natural gas supply chain : A case study for the republic of ireland,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 258, p. 120652, 2020.
- [24] S. Huang et G. Hu, “Biomass supply contract pricing and environmental policy analysis : A simulation approach,” *Energy*, vol. 145, p. 557–566, 2018.
- [25] R. Golecha et J. Gan, “Optimal contracting structure between cellulosic biorefineries and farmers to reduce the impact of biomass supply variation : game theoretic analysis,” *Biofuels, Bioproducts and Biorefining*, vol. 10, n<sup>o</sup>. 2, p. 129–138, 2016.
- [26] H. Gong, Y. Zhang et J. Li, “Coordination mechanism by option contract in the biomass supply chain organized by “company and farmer”,” dans *2010 IEEE International Conference on Automation and Logistics*. IEEE, 2010, p. 71–75.
- [27] J. Jonkman, A. Kanellopoulos et J. M. Bloemhof, “Designing an eco-efficient biomass-based supply chain using a multi-actor optimization model,” *Journal of cleaner production*, vol. 210, p. 1065–1075, 2019.

- [28] J. E. Santibañez-Aguilar *et al.*, “Stochastic design of biorefinery supply chains considering economic and environmental objectives,” *Journal of cleaner production*, vol. 136, p. 224–245, 2016.
- [29] M. S. Roni *et al.*, “A multi-objective, hub-and-spoke model to design and manage biofuel supply chains,” *Annals of Operations Research*, vol. 249, n°. 1-2, p. 351–380, 2017.
- [30] P. Afkhami et N. Zarrinpoor, “The energy-water-food-waste-land nexus in a gis-based biofuel supply chain design : A case study in fars province, iran,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 340, p. 130690, 2022.
- [31] M. S. Roni, D. N. Thompson et D. S. Hartley, “Distributed biomass supply chain cost optimization to evaluate multiple feedstocks for a biorefinery,” *Applied Energy*, vol. 254, p. 113660, 2019.
- [32] N. M. A. M. A. Ghani, C. Vogiatzis et J. Szmerekovsky, “Biomass feedstock supply chain network design with biomass conversion incentives,” *Energy Policy*, vol. 116, p. 39–49, 2018.
- [33] N. Mahjoub *et al.*, “Optimal design of the second and third generation biofuel supply network by a multi-objective model,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 256, p. 120355, 2020.
- [34] V. Gonela et J. Zhang, “Design of the optimal industrial symbiosis system to improve bioethanol production,” *Journal of cleaner production*, vol. 64, p. 513–534, 2014.
- [35] L. Li, Y. Ge et M. Xiao, “Towards biofuel generation iii+ : A sustainable industrial symbiosis design of co-producing algal and cellulosic biofuels,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 306, p. 127144, 2021.
- [36] P.-O. Lemire, “Évaluation techno-économique d’un design de dépôt régional avancé de prétraitement de la biomasse basé sur une approche d’écologie industrielle circulaire et locale : étude de cas dans le sud du québec,” Thèse de doctorat, Université du Québec à Trois-Rivières, 2021.
- [37] M. Stumborg *et al.*, “Biomass inventory mapping and analysis tool (bimat),” 2008.
- [38] M. de l’Énergie et des Ressources naturelles et des Forêts, *Inventaire de la biomasse disponible pour produire de la bioénergie et portrait de la production de la bioénergie sur le territoire québécois*. Québec : Collections de BAnQ, 2021. [En ligne]. Disponible : <https://numerique.banq.qc.ca/patrimoine/details/52327/4645421>
- [39] S. Zheng *et al.*, “Global climate policy effectiveness : A panel data analysis,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 412, p. 137321, 2023.

- [40] K. K. Valladares-Diestra *et al.*, “Integrated sugarcane biorefinery for first-and second-generation bioethanol production using imidazole pretreatment,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 381, p. 135179, 2022.
- [41] M. Mofijur *et al.*, “Role of biofuel and their binary (diesel–biodiesel) and ternary (ethanol–biodiesel–diesel) blends on internal combustion engines emission reduction,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 53, p. 265–278, 2016.
- [42] J. Williams, “An economic assessment of renewable natural gas (rng) as a potential low carbon intensity fuel alternative eligible under canada’s clean fuel regulations,” *Report, Calgary, Alberta : Graduate Studies Haskayne School of Business*. <https://prism.ucalgary.ca/handle/1880/115198>, 2022.
- [43] Government of Canada. (2022) What are the clean fuel regulations? (accessed : 11.11.2023). [En ligne]. Disponible : <https://www.canada.ca/en/environment-climate-change/services/managing-pollution/energy-production/fuel-regulations/clean-fuel-regulations/about.html>
- [44] M. Maillé et J.-M. Frayret, “Industrial waste reuse and by-product synergy optimization,” *Journal of Industrial Ecology*, vol. 20, n°. 6, p. 1284–1294, 2016.
- [45] T. Liu *et al.*, “Attached cultivation technology of microalgae for efficient biomass feedstock production,” *Bioresource technology*, vol. 127, p. 216–222, 2013.
- [46] Y. Bai *et al.*, “Biofuel refinery location and supply chain planning under traffic congestion,” *Transportation Research Part B : Methodological*, vol. 45, n°. 1, p. 162–175, 2011.
- [47] S. N. Djomo *et al.*, “Supply costs, energy use, and ghg emissions of biomass from marginal lands in brittany, france,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 181, p. 113244, 2023.
- [48] N. Turken et A. Geda, “Supply chain implications of industrial symbiosis : A review and avenues for future research,” *Resources, Conservation and Recycling*, vol. 161, p. 104974, 2020.
- [49] M. Martin *et al.*, “Classification of industrial symbiosis synergies : : Application in the biofuels industry,” dans *Greening of Industry : : Joint Actions on Climate Change 8-10 June, Aalborg, Denmark*. GIN 2009, 2009, p. 2394.
- [50] M. Martin, “Quantifying the environmental performance of an industrial symbiosis network of biofuel producers,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 102, p. 202–212, 2015.
- [51] N. Lehoux *et al.*, “The value creation network of canadian wood fibre,” *Interuniversity Research Center on Enterprise Networks, Logistics and Transportation. Scientific Report Cirreлт-2012-33*, p. 210, 2012.

- [52] M. Martin et M. Eklund, “Improving the environmental performance of biofuels with industrial symbiosis,” *Biomass and Bioenergy*, vol. 35, n<sup>o</sup>. 5, p. 1747–1755, 2011.
- [53] C. Schneeweiss, *Distributed decision making*. Springer Science & Business Media, 2012.
- [54] J. Gjerdrum, N. Shah et L. G. Papageorgiou, “Transfer prices for multienterprise supply chain optimization,” *Industrial & Engineering Chemistry Research*, vol. 40, n<sup>o</sup>. 7, p. 1650–1660, 2001.
- [55] —, “Fair transfer price and inventory holding policies in two-enterprise supply chains,” *European Journal of Operational Research*, vol. 143, n<sup>o</sup>. 3, p. 582–599, 2002.
- [56] A. Taghipour et J.-M. Frayret, “Mutual adjustment search with incentive for supply chain planning coordination,” *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, vol. 25, n<sup>o</sup>. 10, p. 946–962, 2012.
- [57] D. Zhang *et al.*, “Fair electricity transfer price and unit capacity selection for microgrids,” *Energy Economics*, vol. 36, p. 581–593, 2013.
- [58] L. J. Fernandes, S. Relvas et A. P. Barbosa-Póvoa, “Strategic network design of downstream petroleum supply chains : single versus multi-entity participation,” *Chemical engineering research and design*, vol. 91, n<sup>o</sup>. 8, p. 1557–1587, 2013.
- [59] J.-H. Ryu, V. Dua et E. N. Pistikopoulos, “A bilevel programming framework for enterprise-wide process networks under uncertainty,” *Computers & Chemical Engineering*, vol. 28, n<sup>o</sup>. 6-7, p. 1121–1129, 2004.
- [60] M. A. Zamarripa *et al.*, “Improving supply chain planning in a competitive environment,” *Computers & Chemical Engineering*, vol. 42, p. 178–188, 2012.
- [61] —, “Mathematical programming and game theory optimization-based tool for supply chain planning in cooperative/competitive environments,” *Chemical Engineering Research and Design*, vol. 91, n<sup>o</sup>. 8, p. 1588–1600, 2013.
- [62] A. Sinha, P. Malo et K. Deb, “A review on bilevel optimization : From classical to evolutionary approaches and applications,” *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 22, n<sup>o</sup>. 2, p. 276–295, 2017.
- [63] W. F. Bialas et M. H. Karwan, “Two-level linear programming,” *Management science*, vol. 30, n<sup>o</sup>. 8, p. 1004–1020, 1984.
- [64] Y. Chen et M. Florian, “On the geometric structure of linear bilevel programs : a dual approach,” *Centre De Recherche Sur Les Transports Publication*, n<sup>o</sup>. 867, 1992.
- [65] H. Tuy, A. Migdalas et P. Värbrand, “A global optimization approach for the linear two-level program,” *Journal of Global Optimization*, vol. 3, p. 1–23, 1993.

- [66] Y. Ishizuka et E. Aiyoshi, “Double penalty method for bilevel optimization problems,” *Annals of Operations Research*, vol. 34, n<sup>o</sup>. 1, p. 73–88, 1992.
- [67] Y. Lv *et al.*, “A penalty function method based on kuhn–tucker condition for solving linear bilevel programming,” *Applied mathematics and computation*, vol. 188, n<sup>o</sup>. 1, p. 808–813, 2007.
- [68] R. Mathieu, L. Pittard et G. Anandalingam, “Genetic algorithm based approach to bi-level linear programming,” *RAIRO-Operations Research*, vol. 28, n<sup>o</sup>. 1, p. 1–21, 1994.
- [69] X. Zhu, Q. Yu et X. Wang, “A hybrid differential evolution algorithm for solving non-linear bilevel programming with linear constraints,” dans *2006 5th IEEE International Conference on Cognitive Informatics*, vol. 1. IEEE, 2006, p. 126–131.
- [70] S. R. Hejazi *et al.*, “Linear bilevel programming solution by genetic algorithm,” *Computers & Operations Research*, vol. 29, n<sup>o</sup>. 13, p. 1913–1925, 2002.
- [71] M. A. Hamel et E. Dorff, *Corn : Canada’s third most valuable crop*. Statistics Canada= Statistique Canada, 2014.
- [72] H. N. Geismar, B. A. McCarl et S. W. Searcy, “Optimal design and operation of a second-generation biofuels supply chain,” *IISE Transactions*, vol. 54, n<sup>o</sup>. 4, p. 390–404, 2022.
- [73] A. Mahmoodi, “Stackelberg–nash equilibrium of pricing and inventory decisions in duopoly supply chains using a nested evolutionary algorithm,” *Applied Soft Computing*, vol. 86, p. 105922, 2020.
- [74] H. Bouazizi *et al.*, “Modèle de conception de réseau d’approvisionnement symbiotique multiniveaux pour la production de bioéthanol de 2<sup>ème</sup> génération,” *CIGI Qualita MO-SIM 2023*, 2023.
- [75] P. Novianti, D. Setyorini et U. Rafflesia, “K-means cluster analysis in earthquake epicenter clustering,” *International Journal of Advances in Intelligent Informatics*, vol. 3, n<sup>o</sup>. 2, p. 81–89, 2017.
- [76] J. Baarsch et M. E. Celebi, “Investigation of internal validity measures for k-means clustering,” dans *Proceedings of the international multiconference of engineers and computer scientists*, vol. 1. sn, 2012, p. 14–16.
- [77] C. A. Hall, B. E. Dale et D. Pimentel, “Seeking to understand the reasons for different energy return on investment (eroi) estimates for biofuels,” *Sustainability*, vol. 3, n<sup>o</sup>. 12, p. 2413–2432, 2011.
- [78] H. Ghaderi, M. S. Pishvaei et A. Moini, “Biomass supply chain network design : An optimization-oriented review and analysis,” *Industrial crops and products*, vol. 94, p. 972–1000, 2016.

- [79] P. E. Murillo-Alvarado *et al.*, “Multi-objective optimization of the supply chain of bio-fuels from residues of the tequila industry in Mexico,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 108, p. 422–441, 2015.
- [80] Y. Zhang et Y. Jiang, “Robust optimization on sustainable biodiesel supply chain produced from waste cooking oil under price uncertainty,” *Waste Management*, vol. 60, p. 329–339, 2017.
- [81] P. Mousavi Ahranjani *et al.*, “Robust design of a sustainable and resilient bioethanol supply chain under operational and disruption risks,” *Clean technologies and environmental policy*, vol. 22, p. 119–151, 2020.
- [82] M. Mottaghi, S. Bairamzadeh et M. S. Pishvaei, “A taxonomic review and analysis on biomass supply chain design and planning : New trends, methodologies and applications,” *Industrial Crops and Products*, vol. 180, p. 114747, 2022.
- [83] F. Boons *et al.*, “Industrial symbiosis dynamics and the problem of equivalence : Proposal for a comparative framework,” *Journal of Industrial Ecology*, vol. 21, n<sup>o</sup>. 4, p. 938–952, 2017.
- [84] R. Babazadeh *et al.*, “A sustainable second-generation biodiesel supply chain network design problem under risk,” *Omega*, vol. 66, p. 258–277, 2017.
- [85] M. Haque *et al.*, “Managing decentralized supply chain using bilevel with Nash game approach,” *Journal of Cleaner Production*, vol. 266, p. 121865, 2020.

# ANNEXE A ARTICLE 2 : MODÈLE DE CONCEPTION DE RÉSEAU D'APPROVISIONNEMENT SYMBIOTIQUE MULTINIVEAUX POUR LA PRODUCTION DE BIOÉTHANOL DE 2<sup>ème</sup> GÉNÉRATION

## Auteurs

HOUSSEM BOUAZIZI<sup>a</sup>, MAHA BEN ALI<sup>a</sup>, JEAN-MARC FRAYRET<sup>a</sup>, RIM LARBI<sup>b</sup>

<sup>a</sup>DÉPARTEMENT DE MATHÉMATIQUES ET DE GÉNIE INDUSTRIEL, POLYTECHNIQUE MONTRÉAL, H3T 1J4, MONTRÉAL, CANADA

<sup>b</sup>DÉPARTEMENT DE GÉNIE DES SYSTÈMES, ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE, MONTRÉAL, H3C 1K3, CANADA

## Conférence

CIGI QUALITA MOSIM 2023, TROIS-RIVIÈRES, QUÉBEC, CANADA

## Date de soumission

2 MARS 2023

## Résumé

Cet article est motivé par un cas réel et propose un modèle multiniveau et multi périodes de conception d'un réseau symbiotique de production de bioéthanol de 2<sup>ème</sup> génération dans la province du Québec. Ce modèle est basé sur le jeu de Stackelberg à quatre intervenants et constitue un outil d'aide à la décision qui permet de déterminer le nombre, la capacité et la localisation de dépôts de traitement de la biomasse. Il permet aussi de déterminer les prix d'achat, le niveau d'approvisionnement de biomasse (résidu de maïs fourni par les agriculteurs), ainsi que les prix de vente et les niveaux de production d'un produit principal et d'un coproduit.

## Abstract

This paper is motivated by a real case and proposes a multi-level and multi-period model for the design of a symbiotic network for 2nd generation bioethanol production in the province of Quebec. This model is based on the four stakeholder Stackelberg game and is a decision

support tool to determine the number, capacity and location of biomass processing depots. It also allows for the determination of purchase prices, biomass supply levels (corn residue supplied by farmers), and sales prices and production levels of the main product and a co-product.

## Mots clés

Réseau symbiotique de production de bioéthanol, Bioéthanol de 2<sup>ème</sup> génération, Théorie des jeux, Jeu de Stackelberg, Chaîne d’approvisionnement multiniveau

## Keywords

Symbiotic bioethanol production network, Second generation bioethanol, Game theory, Stackelberg game, Multi-level supply chain

## A.1 Introduction

L’utilisation massive des carburants fossiles a des conséquences néfastes sur le réchauffement climatique et engendre de plus en plus des tensions géopolitiques à l’échelle mondiale. Pour cette raison, plusieurs pays ont choisi de faire la transition vers l’utilisation des biocarburants comme alternative aux carburants fossiles qui promet d’avoir de très bon retour sur investissement énergétique [77]. Un des enjeux significatifs de la production de bioéthanol concerne l’approvisionnement en matière première et la logistique [78]. Afin de répondre à la demande Québécoise croissante en bioéthanol, une opportunité d’affaires consiste à utiliser des résidus agricoles de maïs. Cependant, cela engendre des défis de prévision de la disponibilité et de la qualité de cette matière première [44]. Pour une entreprise de production de bioéthanol, l’externalisation de la gestion des approvisionnements permet d’optimiser la logistique, les coûts de transaction associés aux négociations avec les agriculteurs, ainsi que les coûts associés à la vente des co-produits comme les hémicelluloses et la lignine destinés à l’élevage porcin. Cet article a pour objectif de proposer un outil de planification stratégique et tactique d’un tel réseau symbiotique, et ceci, du point de vue de l’entreprise qui gère les dépôts. Pour ce faire, nous proposons un modèle multiniveau et multipériode dont chaque niveau représente un participant du réseau d’approvisionnement symbiotique. Dans le cadre d’un jeu de Stackelberg, chaque joueur suiveur joue sa stratégie en considérant les décisions du leader, les données des marchés des produits et coproduits, et ce en tenant compte d’autres paramètres comme la demande et les distances séparant les joueurs. L’article est structuré comme suit : La section A.2 présente une brève analyse de la littérature sur les modèles multiniveau et les

réseaux d’approvisionnement symbiotiques. La section A.3 décrit le problème de conception du réseau et les hypothèses de modèle. La reformulation mathématique de ce dernier est présentée à la section A.4 L’étude de cas et les résultats sont dévoilés et analysés à la section A.5 et finalement, la section A.6 présente la conclusion, ainsi que les recommandations.

## A.2 Revue de littérature et contribution de l’article

Cette section introduit les chaînes d’approvisionnement et de production de bioéthanol, et présente certaines notions de symbioses industrielles. Ensuite, une brève analyse des modèles multiniveau est présentée.

### A.2.1 Conception et planification des chaînes d’approvisionnement et de production de bioéthanol

Le problème de conception de réseau d’approvisionnement étudié dans cet article est particulier puisqu’il considère non seulement les produits à acheminer vers l’usine de production principale de bioéthanol (soit le sucre cellulosique), mais aussi des coproduits issus des extrants résiduels de la production du sucre (soit en majorité de l’hémicellulose et de la lignine qui sont considérées comme des fibres alimentaires pouvant être utilisée par la filière porcine). Dans ce qui suit, plusieurs travaux traitant les problèmes de planification des chaînes d’approvisionnement dans le cadre de symbiose industrielle sont présentés.

- **Conception et planification des chaînes d’approvisionnement de production de bioéthanol de 2<sup>ème</sup> génération**

Il existe dans la littérature plusieurs méthodes servant à déterminer la conception optimale d’une chaîne d’approvisionnement dans l’industrie des biocarburants de 2<sup>ème</sup> génération. [79] proposent un modèle multiobjectifs qui vise à maximiser la valeur actuelle nette du réseau, ainsi que la performance environnementale du réseau dans le cadre de la transformation des sous-produits de l’industrie de la tequila. Le modèle proposé a pour objectif de déterminer la localisation, la capacité des usines de moulage, ainsi que le choix du moyen de transport pour les différents produits. De manière similaire, [80] proposent un modèle linéaire mixte robuste multiobjectifs (économiques, environnementaux et sociaux) avec une source de stochasticité (prix du biodiesel) afin de concevoir la chaîne d’approvisionnement de production du biodiesel à partir d’huile de cuisson. La conception consiste à déterminer de façon optimale la localisation, la taille, le nombre de bioraffineries, ainsi que les sites d’approvisionnement en huile usée. Les auteurs ont aussi déterminé le plan de transport à adopter pour leur cas d’étude,

ainsi que la quantité d’approvisionnement en huile. On retrouve aussi les travaux de [81], où les auteurs proposent un modèle linéaire mixte qui permet de déterminer la localisation, la capacité, le choix de technologie, ainsi que des variables secondaires incluant le mode de transport, le niveau de stock, ainsi que les niveaux de production et d’import de bioéthanol. Le modèle proposé considère plusieurs types de biomasse, tels que la canne à sucre et les résidus de maïs et de bois. Afin d’assurer la résilience de cette chaîne, les auteurs ont eu recours à une approche de programmation hybride robuste stochastique-possibiliste. Pour une étude plus poussée du sujet, le lecteur est invité à lire [82].

- **Symbioses industrielles et réseaux d’approvisionnement symbiotiques [48]**

Les symbioses industrielles sont des approches coopératives utilisées à travers plusieurs industries visant, entre autres, à réutiliser les résidus et les sous-produits industriels comme source alternative de matière. Les sous-produits sont issus de la production d’un produit principal. Ils sont souvent considérés comme des résidus, alors que les coproduits sont considérés comme des produits à part entière, souvent de moindre valeur. Les symbioses industrielles sont des réseaux, généralement locaux, d’entreprises industrielles échangeant des sous-produits et des résidus industriels. Elles dépassent la plupart du temps la notion de réseau d’approvisionnement dans la mesure où ces relations opportunistes sont souvent conçues (pas toujours) dans un contexte diadic [48]. Cependant, une symbiose industrielle peut aussi être conçue dans un contexte systémique optimisant de manière simultanée la complémentarité de plusieurs acteurs autour de la production d’un produit ou d’une famille de produits particuliers. C’est ce que nous appelons un réseau d’approvisionnement symbiotique [83]. [84] ont étudié un réseau de production de biodiesel dont la glycérine est un co-produit, à partir de *Jatropha curcas* et d’huile de cuisson usée. Comme dans le cas étudié dans cet article, ce réseau d’approvisionnement symbiotique est décentralisé. Autrement dit, l’approvisionnement de la biomasse est fait à travers divers centres de collecte et d’extraction. Leur modèle est multiobjectifs (minimisation du coût total et des impacts environnementaux). De plus, ce modèle est possibiliste et traite de l’incertitude de l’approvisionnement en biomasse et de la demande de biodiesel et de glycérine. Les auteurs ont adopté la méthode de  $\epsilon$ -constraint afin de résoudre le modèle et de trouver des solutions réalistes. De manière similaire, [35] proposent une nouvelle structure de symbiose industrielle qui permet de produire simultanément des bio-carburants de 2<sup>ème</sup> et de 3<sup>ème</sup> génération. Cette structure est basée sur une formulation mathématique des différents coûts, ainsi que des impacts environnementaux des flux dans le réseau.

La symbiose industrielle permet de produire du bioéthanol à partir de biomasse en utilisant de l'électricité générée à partir du biogaz fabriqué par des déchets organiques des bioraffineries de bioéthanol. De plus, des installations de fabrication de biodiesel à partir d'algues microscopiques font aussi partie de cette symbiose industrielle et ce en utilisant le CO<sub>2</sub> et les eaux usées des bioraffineries. Les auteurs aboutissent à une solution coopérative viable économiquement et comparent leur solution avec des scénarios de réseaux non coopératifs. La prochaine section présente un rapide survol des modèles multiniveau et leurs méthodes de résolution.

### A.2.2 Modèles multiniveau

Les modèles multiniveau d'optimisation sont très répandus, et cela, dans divers secteurs d'activités. Ces derniers permettent de représenter une hiérarchie Leader-Suiveur fréquente dans plusieurs secteurs. Face à un problème de conception des chaînes d'approvisionnements et de production des biocarburants, les modèles multiniveau sont les mieux adaptés. En effet, ces réseaux étant généralement décentralisés et impliquant plusieurs intervenants, les modèles multiniveau permettent de concrétiser et de mettre en relief l'objectif et l'utilité de chaque participant. Dans ce sens, [17] proposent un modèle mono-période de théorie des jeux (jeu de Stackelberg) pour la conception des chaînes d'approvisionnement et de production de bioéthanol de 2<sup>ème</sup> génération. Ce modèle considère le problème de définition des prix (*pricing*) des produits sous l'équilibre de marchés fictifs. Les auteurs proposent une méthode de résolution globale qui permet de réduire le temps de résolution par rapport aux solveurs commerciaux tels que BARON et SCIP, tout en atteignant la solution optimale. De la même manière, [85] proposent un modèle biniveaux à trois joueurs, qui inclue les producteurs, les distributeurs, et les détaillants, mais dans lequel le modèle se focalise sur deux joueurs à la fois. Dans un premier temps, le modèle se concentre sur un premier problème d'optimisation dont le leader est le producteur et le distributeur est le suiveur. Dans un second problème, le modèle se concentre sur le distributeur en tant que leader et le détaillant comme suiveur. L'approche proposée prend aussi en considération une stratégie de réduction des émissions de carbone liées au transport des produits. La résolution des problèmes d'optimisation biniveaux et multiniveau se fait en général par deux familles d'approches, soit les approches dites classiques ou les approches dites évolutionnistes [62].

- **Approches classiques**

La majorité des approches classiques ont été appliquées sur des modèles linéaires biniveaux. Le point faible commun pour ces approches est le fait qu'elles ne permettent

pas de résoudre efficacement les problèmes de grande taille [62]. Parmi ces méthodes, on peut citer les suivantes :

- Réduction à un seul niveau : cette méthode utilise les conditions d’optimalité de KKT (Karush-Kuhn-Tucker). L’application de ce principe nécessite que le niveau inférieur du problème soit convexe (condition nécessaire, mais pas suffisante : une condition de régularité de ce niveau est requise), sans quoi le modèle obtenu suite à la transformation diverge et n’a pas de solution optimale. Etant donné la condition de convexité du niveau inférieur, l’idée est de remplacer ce dernier par les conditions d’optimalité adéquates. A la fin de la transformation, on obtient un modèle à un niveau que l’on appelle modèle mathématique à contraintes d’équilibre. Ce dernier est alors résolu par les approches classiques de résolution.
- Fonction de pénalité : cette méthode est similaire à la première, mais à laquelle on ajoute une pénalité. La pénalité pourrait être soit associée aux deux niveaux du modèle avant d’appliquer la reformulation KKT [66], soit ajoutée uniquement à la condition de complémentarité générée par l’approche KKT [67].

- **Approches évolutionnistes**

Parmi ces méthodes, on retrouve les suivantes :

- Méthodes imbriquées : ces méthodes énumèrent chaque solution du niveau supérieur afin de déterminer les solutions du niveau inférieur. L’imbrication concerne les algorithmes utilisés pour résoudre chaque niveau [62]. [68] ont pu résoudre le niveau supérieur avec un algorithme génétique, et le niveau inférieur par une méthode classique de résolution des programmes linéaires. [69] ont utilisé la méthode des points intérieurs pour résoudre le niveau inférieur, et ceci, après avoir utilisé une méthode basée sur l’évolution différentielle pour déterminer les solutions du niveau supérieur.
- Réduction en un seul niveau : comme indiqué dans la section des approches classiques, la version classique de cette méthode exige que le niveau inférieur du problème soit convexe et subisse certaines régularités. Une régularité signifie que la fonction objectif et les contraintes sont définies d’une façon consistante et comme exemple de régularité on pourra parler des fonctions objectifs lisses. Cette approche a pu être généralisée quelque soit le problème biniveaux [62]. Par exemple, [70] ont résolu le programme mathématique à contraintes d’équilibre obtenu suite à la reformulation KKT, en utilisant un algorithme génétique dont les chromosomes comportent le sommet du polyèdre des solutions.

### A.2.3 Contribution de l'article

Les modèles de théorie des jeux pour la conception des chaînes d'approvisionnement et de production des biocarburants sont de plus en plus utilisés dans la littérature. Cependant, à notre connaissance, aucune étude ne s'est penchée sur le développement d'un modèle multiniveau et multipériode de conception d'un réseau réel d'approvisionnement symbiotique de production de bioéthanol de 2<sup>ème</sup> génération. De plus, aucune des études proposant des modèles d'optimisation multiniveau n'a considéré la production des coproduits lors de la conception de la chaîne d'approvisionnement.

### A.3 Problématique

Cette étude est motivée par le besoin dans la province de Québec de concevoir un réseau d'approvisionnement symbiotique non-coopératif de production de bioéthanol de 2<sup>ème</sup> génération. Autrement dit, la conception est faite du point de vue des dépôts de traitement de biomasse et de transformation de coproduits agricoles issus des extrants résiduels de la production des sucres cellulosiques. Les parties prenantes de ce réseau sont :

- L'ensemble d'agriculteurs fournisseurs du résidu de maïs ;
- Les dépôts pour l'entreposage et le traitement du résidu de maïs ;
- Les bioraffineries acheteurs du sucre cellulosique ;
- L'ensemble des fermes d'élevage porcin acheteurs du coproduit.

Dans ce problème de conception, seuls les dépôts sont les entités qui seront contrôlées de façon centralisée. Les agriculteurs et les fermes d'élevage porcin, de leur part, prennent leur décision de participer ou non au réseau d'approvisionnement de manière autonome et indépendante. C'est pour cela que le jeu considéré ici est non-coopératif (jeu de Stackelberg). En effet, ce jeu a un seul leader et, potentiellement, plusieurs suiveurs. Le leader (soit l'acteur qui gère les dépôts) détermine, pour un horizon prédéfini, la localisation, la capacité, le nombre des dépôts, le niveau de production de sucre cellulosique (et ainsi d'aliment de porc), ainsi que la quantité d'approvisionnement de biomasse. De plus, en considérant l'existence des marchés pour les différents produits, le leader détermine aussi, pour chaque année, les prix des différents produits entrants ou sortants de ses dépôts. Les suiveurs dans ce jeu sont donc :

- Les agriculteurs : ils déterminent la quantité de biomasse à vendre à chaque année aux dépôts et ce en maximisant leurs propres profits ;
- Les fermes d'élevage porcin : elles déterminent la quantité d'aliment de porc à acheter à chaque année ;
- Les bioraffineries : elles planifient la quantité de sucre cellulosique à acheter à chaque

année aux dépôts.

Dans ce qui suit, nous adapterons les hypothèses suivantes :

- Il existe un marché de biomasse à partir duquel les dépôts peuvent acheter de la biomasse afin de satisfaire leurs besoins (niveau d’approvisionnement de biomasse), mais à un prix très supérieur à celui des agriculteurs ;
- Il existe un marché de nourriture de porcs avec suffisamment d’offre et de demande ;
- Il existe un marché de vente de sucre cellulosique avec suffisamment d’offre et de demande ;
- Les marchés de sucre cellulosique et de coproduit possèdent deux valeurs de prix : un prix de vente et un prix d’achat du produit ;
- Les frais de transport ne sont pas à la charge des dépôts, étant donné que la variable de décision du leader est la localisation des dépôts ;
- Le coût de collecte de la biomasse par les agriculteurs est négligeable par rapport au coût de transport

Le défi lors de la conception est lié au fait que le leader (soit l’entreprise de gestion des dépôts) devrait déterminer ses décisions d’une manière judicieuse. Lorsque le leader propose un prix d’achat de biomasse aux agriculteurs, celui-ci doit être à la fois suffisamment grand (pour inciter les agriculteurs à vendre le maximum de leur biomasse en leur garantissant un profit) et suffisamment petit pour que le leader maximise son profit. Lorsqu’il propose un prix de vente de sucre cellulosique ou de coproduit, ce prix doit être suffisamment grand pour maximiser son profit et suffisamment petit pour que les bioraffineries et les fermes d’élevage porcin puissent s’approvisionner à un prix inférieur à celui du marché (ainsi les suiveurs pourront réaliser une marge bénéficiaire acceptable). De la même façon, le leader devrait déterminer le reste de ses variables de décision.

## **A.4 Formulation du modèle**

Dans cette section, nous présentons la notation et le modèle mathématique intégrant les différents niveaux d’optimisation.

### **A.4.1 Notation**

Pour les notations, on va les présenter par joueur afin de faciliter la compréhension du modèle mathématique.

## Entreprise de gestion des dépôts

### Ensembles et paramètres :

$J$  : Ensemble des localisations potentielles ;

$c^{sucre}, c^{coproduit}, c^{fixe}$  : Coûts de transformation de la biomasse en sucre cellulosique et en aliment de porc ainsi que le coût d'investissement pour la construction d'un dépôt de capacité de production de sucre d'une tonne ;

$Q_{max}$  : Capacité limite à ne pas dépasser ;

$p_t^{biomarche}$  : prix d'achat de biomasse auprès du marché à l'année  $t$  ;

$p_t^{porc,ask}$  : prix de vente de nourriture des porcs sur le marché à l'année  $t$  ;

$p_t^{porc,bid}$  : prix d'achat de nourriture des porcs de la part du marché à l'année  $t$  ;

$p_t^{sucre,ask}$  : prix de vente de sucre cellulosique sur le marché à l'année  $t$  ;

$p_t^{sucre,bid}$  : prix d'achat de sucre cellulosique de la part du marché à l'année  $t$  ;

$d_{kt}^{sucre}$  : Demande en sucre cellulosique de la bioraffinerie  $k$  à l'année  $t$ .

$\alpha$  : Facteur de transformation du résidu de maïs en sucre cellulosique

$\mu$  : Facteur de transformation du résidu de maïs en lignine et hémicellulose destiné aux fermes délevage porcin.

### Variables de décision :

$W_{jt}$  : égal à 1 si le dépôt  $j$  est ouvert à l'année  $t$ , 0 sinon

$W_{jt}^{Sucre}$  : Niveau de production de sucre cellulosique de dépôt  $j$  à l'année  $t$

$W_{jt}^{Porc}$  : Niveau de production d'aliment de porc de dépôt  $j$  à l'année  $t$

$W_{jt}^{Biomasse}$  : Niveau d'approvisionnement de biomasse de dépôt  $j$  à l'année  $t$

$CAP_j$  : Capacité du dépôt  $j$

$P_{jt}^{porc}$  : Prix de vente de la nourriture des porcs de la part du dépôt  $j$  à l'année  $t$

$P_{jt}^{bio}$  : Prix d'achat de la biomasse de la part du dépôt  $j$  à l'année  $t$

$P_{jt}^{sucre}$  : Prix de vente de sucre cellulosique fixé par le dépôt  $j$  à l'année  $t$

### Autres

$C^{excesporc}$  : Profit de vente de l'excès d'aliment de porc sur le marché

$C^{excessucre}$  : Profit de vente de l'excès de sucre cellulosique sur le marché

$C^{biomarche}$  : Coût d'achat de la quantité manquante de biomasse pour satisfaire le niveau d'approvisionnement en biomasse fixé par un dépôt

$R_D$  : Revenu de l'entreprise qui gère les dépôts

bigM : un nombre très grand

## Agriculteurs

### Ensembles et paramètres

I : Ensemble des fermes de biomasse

$c_{tf}^1$  : Cout de transport fixe par unité de biomasse

$c_{tv}^1$  : Cout de transport variable par unité de biomasse et par kilomètre

$d_{ij}$  : Distance entre la ferme de maïs i et le dépôt j

$r_{it}^{bio}$  : Production en biomasse de la ferme i à l'année t

$p_{rate}$  : Taux de participation des agriculteurs

### Variables de décision

$\phi_{ijt}^{bio}$  : Flux de biomasse de la ferme de maïs i vers le dépôt j à l'année t

### Autres

$R_A$  : Revenu des agriculteurs

## Fermes d'élevage porcin

### Ensembles et paramètres

P : Ensemble des fermes d'élevage porcin

$c_{tf}^2$  : Cout de transport fixe par unité d'aliment de porc

$c_{tv}^2$  : Cout de transport variable par unité d'aliment de porc et par kilomètre

$d_{jp}$  : Distance entre le dépôt j et la ferme d'élevage porcin p

$d_{pt}^{porc}$  : Demande en aliment de porc de la ferme d'élevage porcin p à l'année t ;

### Variables de décision

$\phi_{jpt}^{porc}$  : Flux de nourriture des porcs du dépôt j vers la ferme d'élevage p à l'année t

### Autres

$R_P$  : Revenu des fermes d'élevage porcin

## Bioraffineries

### Ensembles et paramètres

K : Ensemble des bioraffineries

$c_{tf}^3$  : Cout de transport fixe par unité de sucre cellulosique

$c_{tv}^3$  : Cout de transport variable par unité de sucre cellulosique et par kilomètre

$d_{jk}$  : Distance entre le dépôt j et la bioraffinerie k

### Variables de décision

$\phi_{jkt}^{sucre}$  : Flux de sucre cellulosique du dépôt j vers la bioraffinerie k à l'année t

### Autres

$R_B$  : Revenu des bioraffineries

Pour les trois niveaux,  $T$  représente l'ensemble de l'horizon temporel.

#### A.4.2 Problème d'optimisation de l'entreprise qui gère les dépôts

La fonction objectif de ce joueur est la maximisation du profit de tous les dépôts sur l'ensemble de l'horizon de planification. Le premier terme de l'équation (FO1) représente le montant de vente de sucre cellulosique aux bioraffineries. Le second terme représente le montant de vente du coproduit aux fermes d'élevage porcin. Le troisième et le quatrième terme représentent respectivement la vente de l'excès des produits sur le marché en cas de satisfaction du besoin des bioraffineries et des fermes d'élevage porcin. Pour les coûts, le leader aura (dans l'ordre) un coût d'achat de la biomasse auprès des agriculteurs de maïs, un coût d'investissement lié à la construction des dépôts, des coûts opérationnels relatifs au fonctionnement des dépôts, et finalement un coût d'achat de biomasse supplémentaire auprès du marché (dans le cas où les agriculteurs ne pourront pas fournir la totalité de la quantité de biomasse fixé comme niveau d'approvisionnement par les dépôts). Les excès des produits des dépôts sont représentées par les équations (A.1) et (A.2). L'équation (A.3) révèle la quantité de biomasse à acheter du marché (à un prix très supérieur à celui en cas d'achat auprès des agriculteurs) afin d'atteindre le niveau d'approvisionnement fixé par les dépôts. Les contraintes pour ce niveau d'optimisation sont présentées par les équations A.4-A.11. La contrainte (A.4) assure que le niveau de production de sucre dans un dépôt ne doit pas dépasser sa capacité. Les contraintes (A.5-A.7) assurent que les activités de vente et d'approvisionnement en biomasse ne soient permises que si le dépôt est ouvert. La contrainte (A.8) dévoile le fait que la capacité de production de sucre est inférieure à une valeur de capacité maximale. Les contraintes (A.9) et (A.10) assurent que le niveau de production du sucre et du co-produit sont déterminés selon le niveau d'approvisionnement de biomasse et ceci à travers deux facteurs de transformation de matière  $\alpha$  et  $\mu$ . La contrainte (A.11) garantit que toutes variables utilisées à ce niveau sont positives.

$$\begin{aligned}
\max R_D(P_{jt}^{sucre}, P_{jt}^{porc}, P_{jt}^{bio}, W_{jt}, W_{jt}^{Biomasse}, W_{jt}^{Sucre}, W_{jt}^{Porc}, CAP_j) &= \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} \sum_{j \in J} P_{jt}^{sucre} \phi_{jkt}^{sucre} \\
&+ \sum_{t \in T} \sum_{p \in P} \sum_{j \in J} P_{jt}^{porc} \phi_{jpt}^{porc} + C^{excesporc} + C^{excessucre} - \sum_{t \in T} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} P_{jt}^{bio} \phi_{ijt}^{bio} - \sum_{j \in J} c^{fixe} CAP_j \\
&- \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} c^{coproduit} W_{jt}^{Porc} - \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} c^{sucre} W_{jt}^{sucre} - C^{biomarche} (FO1)
\end{aligned}$$

$$C^{excesporc} = \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} p_t^{porc, bid} (W_{jt}^{Porc} - \sum_{p \in P} \phi_{jpt}^{porc}) \quad (A.1)$$

$$C^{excessucre} = \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} p_t^{sucre, bid} (W_{jt}^{Sucre} - \sum_{k \in K} \phi_{jkt}^{sucre}) \quad (A.2)$$

$$C^{biomarche} = \sum_{t \in T} p_t^{biomarche} (\sum_{j \in J} W_{jt}^{Biomasse} - \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} \phi_{ijt}^{bio}) \quad (A.3)$$

$$W_{jt}^{Sucre} \leq CAP_j, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (A.4)$$

$$\sum_{p \in P} \phi_{jpt}^{porc} \leq bigM * W_{jt}, \forall t \in T, \forall j \in J \quad (A.5)$$

$$\sum_{k \in K} \phi_{jkt}^{sucre} \leq bigM * W_{jt}, \forall t \in T, \forall j \in J \quad (A.6)$$

$$W_{jt}^{Biomasse} \leq BigM * W_{jt}, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (A.7)$$

$$CAP_j \leq Qmax * W_{jt}, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (A.8)$$

$$W_{jt}^{Sucre} = \alpha * W_{jt}^{Biomasse}, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (A.9)$$

$$W_{jt}^{Porc} = \mu * W_{jt}^{Biomasse}, \forall j \in J, \forall t \in T \quad (A.10)$$

$$W_{jt}^{Sucre}, W_{jt}^{Porc}, W_{jt}^{Biomasse}, P_{jt}^{bio}, P_{jt}^{sucre}, P_{jt}^{porc}, CAP_j \geq 0 \quad (A.11)$$

#### A.4.3 Problème d'optimisation des agriculteurs

La fonction objectif pour chaque agriculteur est de maximiser son profit. Cette fonction est présentée dans l'équation (FO2) dont le profit d'un agriculteur est la différence entre le montant de vente de la biomasse et le cout de transport de la biomasse au dépôt. Les

contraintes liées à ce joueur sont présentées dans les équations (A.12-A.14). La contrainte (A.12) assure que le flux de biomasse vendu par un agriculteur en une année ne doit pas dépasser la production de biomasse de sa ferme. De plus, le flux de biomasse vendu à un dépôt par tous les agriculteurs en une année ne doit pas dépasser le niveau d'approvisionnement en biomasse de ce dépôt ceci est garanti par la contrainte (A.13). Comme le cas du premier niveau, on doit s'assurer de la positivité des variables formant ce niveau et ceci est l'objectif de la contrainte (A.14).

$$\max R_A(\phi_{ijt}^{bio}/W_{jt}^{Biomasse}, \bar{P}_{jt}^{bio}, \bar{W}_{jt}) = \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} (P_{jt}^{bio} - c_{tf}^1 - c_{tv}^1 d_{ij}) \phi_{ijt}^{bio}, \forall i \in I(FO2)$$

$$\sum_{j \in J} \phi_{ijt}^{bio} \leq p_{rate} * r_{it}^{bio}, \forall i \in I, \forall t \in T \quad (A.12)$$

$$\sum_{i \in I} \phi_{ijt}^{bio} \leq W_{jt}^{Biomasse}, \forall t \in T, \forall j \in J \quad (A.13)$$

$$\phi_{ijt}^{bio} \geq 0 \quad (A.14)$$

#### A.4.4 Problème d'optimisation des bioraffineries

L'objectif des bioraffineries, comme indiqué dans l'équation (FO3), est de maximiser leur marge bénéficiaire par rapport à l'achat auprès du marché. En d'autres termes, elles essayent de maximiser la différence entre le cout d'achat de sucre cellulosique de la part des dépôts et celui de la part du marché. Les contraintes (A.15-A.17) assurent respectivement que le flux de sucre vendu de la part de tous les dépôts à une année ne doit pas dépasser le besoin d'une bioraffinerie en cette matière, le flux de sucre acheté par les bioraffineries en une année de la part d'un dépôt ne doit pas dépasser son niveau de production de cette matière et la positivité de la variable de ce niveau.

$$\max R_B(\phi_{jkt}^{sucr}/W_{jt}^{\bar{Sucr}}, \bar{P}_{jt}^{sucr}, \bar{W}_{jt}) = \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} (p_t^{sucr,ask} - (P_{jt}^{sucr} + c_{tf}^3 + c_{tv}^3 d_{jk})) \phi_{jkt}^{sucr}, \forall k \in K \quad (FO3)$$

$$\sum_{j \in J} \phi_{jkt}^{sucr} \leq d_{kt}^{sucr}, \forall k \in K, \forall t \in T \quad (A.15)$$

$$\sum_{k \in K} \phi_{jkt}^{sucre} \leq W_{jt}^{Sucre}, \forall t \in T, \forall j \in J \quad (\text{A.16})$$

$$\phi_{jkt}^{sucre} \geq 0 \quad (\text{A.17})$$

#### A.4.5 Problème d'optimisation des fermes d'élevage porcin

Comme indiqué dans l'équation (FO4) et d'une manière similaire aux bioraffineries, les fermes d'élevage porcin cherchent aussi à assurer un maximum de marge bénéficiaire par rapport à l'achat auprès du marché. Les contraintes de ce niveau sont aussi semblables à celles du niveau précédent. En effet, la contrainte (A.18) assure que le flux d'aliment de porc vendu de la part de tous les dépôts en une année ne doit pas dépasser le besoin de la ferme d'élevage en cette matière. Tandis que, la contrainte (A.19) garantie que le flux d'aliment de porc acheté par les fermes d'élevage en une année de la part d'un dépôt ne doit pas dépasser son niveau de co-production de cette matière. De même, on doit s'assurer de la positivité des variables utilisées dans ce niveau ce qui est l'objectif de la contrainte (A.20).

$$\max R_P(\phi_{jpt}^{porc} / W_{jt}^{\bar{P}orc}, P_{jt}^{\bar{p}orc}, \bar{W}_{jt}) = \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} (p_t^{porc, ask} - (P_{jt}^{porc} + c_{tf}^2 + c_{tv}^2 d_{jp})) \phi_{jpt}^{porc}, \forall p \in P(\text{FO4})$$

$$\sum_{j \in J} \phi_{jpt}^{porc} \leq d_{pt}^{porc}, \forall p \in P, \forall t \in T \quad (\text{A.18})$$

$$\sum_{p \in P} \phi_{jpt}^{porc} \leq W_{jt}^{Porc}, \forall t \in T, \forall j \in J \quad (\text{A.19})$$

$$\phi_{jpt}^{porc} \geq 0 \quad (\text{A.20})$$

#### A.4.6 Approche de résolution

Selon [62], les modèles multiniveau dont les variables sont mixtes (continues et entières) peuvent être formulés comme un seul niveau, soit via les conditions de KKT, soit par des approches basées sur l'imbrication. Comme les approches par imbrication sont moins adaptées aux problèmes à grande échelle comme le nôtre, nous avons opté pour l'utilisation de l'approche basée sur les conditions KKT. Nous avons remplacé les niveaux d'optimisation des suiveurs dans notre jeu de Stackelberg (qui sont formulés comme des programmes li-

néaires) par les conditions KKT qui leur sont associés. Ces conditions sont intégrées dans les contraintes du leader pour avoir à la fin un MINLP (*Mixed Integer Non Linear Program*). Le modèle obtenu est implémenté sur GAMS 42.2.0 utilisant le solveur BARON et appliqué au cas d'étude présenté dans la section suivante.

## A.5 Cas d'étude et résultats

### A.5.1 Cas d'étude

Nous avons testé le modèle sur une petite instance de données fournie par une entreprise Québécoise sur un horizon de 3 ans. Tel qu'illustré par (Figure A.1), cette instance comporte 5 localisations potentielles de dépôts, 6 fermes de maïs, 4 fermes d'élevage porcin et une seule bioraffinerie. Les valeurs associées aux différents paramètres du modèle sont représentées dans les tableaux (A.1),(A.2) et (A.3).

Nous avons considéré des valeurs assez grandes pour le prix de vente de biomasse sur le marché et des prix de vente nuls pour le sucre et l'aliment du porc sur les marchés. Ceci garantit qu'il serait plus profitable de faire affaire avec les joueurs suiveurs qu'avec le marché.

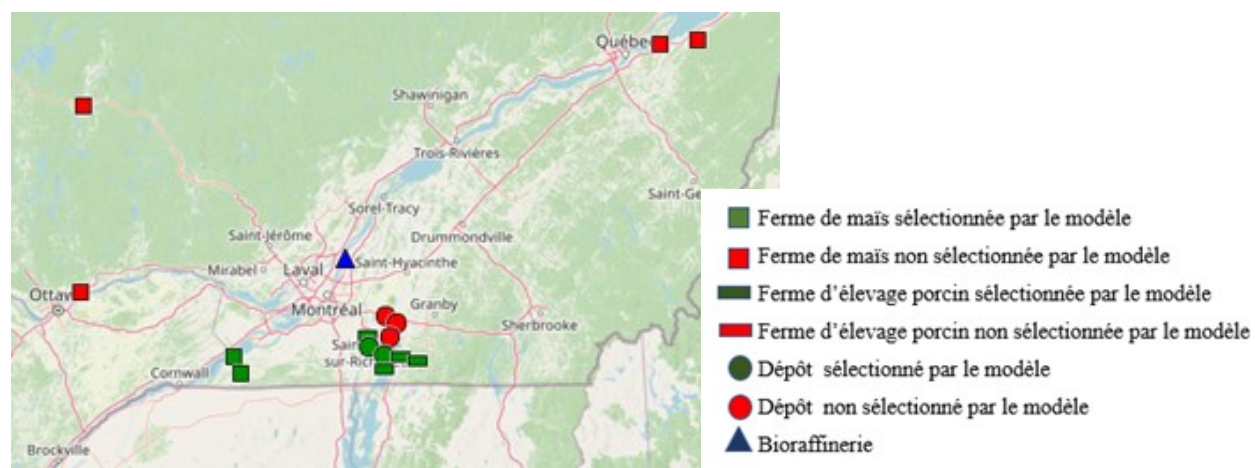


FIGURE A.1 Etendu du réseau étudié

La compilation du modèle avec cette instance a permis de trouver 62 solutions au total dont la meilleure présentant un « gap » de 30.73% est décrite dans ce qui suit.

### A.5.2 Résultats

La meilleure solution obtenue pour une durée de résolution de 8 heures recommande de construire le dépôt 1 de capacité 2646.192 Tonnes/an et le dépôt 2 de capacité 1970.568

TABLEAU A.1 Valeurs de paramètres du cas d'étude

Paramètre	Valeur	Unité
$P_{rate}$	1	
$\mu$	0.606	
$\alpha$	0.316	
$c^{fixe}$	476.97	\$/Tonne
$c_{tf}^1$	9.32	\$/Tonne
$c_{tv}^1$	0.26	\$/Tonne.KM
$c_{tf}^2$	22.63	\$/Tonne
$c_{tv}^2$	0.24	\$/Tonne.KM
$c_{tf}^3$	7.56	\$/Tonne
$c_{tv}^3$	0.15	\$/Tonne.KM
$c^{sucre}$	532.606	\$/Tonne
$c^{coproduit}$	32.073	\$/Tonne
$Q_{max}$	10112	Tonne
$p_t^{biomarche}$	2000	\$/Tonne
$p_t^{porc,ask}$	100	\$/Tonne
$p_t^{porc,bid}$	0	\$/Tonne
$p_t^{sucre,ask}$	1445.56	\$/Tonne
$p_t^{sucre,bid}$	0	\$/Tonne

TABLEAU A.2 Production de biomasse des fermes de maïs

Ferme de maïs	Production (Tonnes sèches/an)
1	581.3
2	653.7
3	529.8
4	536.8
5	11039.8
6	3570.2

TABLEAU A.3 Demande annuelle en produits des dépôts

Joueur	Demande (Tonne/an)
Bioraffinerie	17340.66
Ferme d'élevage 1	495
Ferme d'élevage 2	1017
Ferme d'élevage 3	2762
Ferme d'élevage 4	2208

Tonnes/an. La production dans les dépôts se fait à pleine capacité et est achetée en totalité par la bioraffinerie. La production d'aliment de porc pour le dépôt 1 est de 5074.66 Tonnes/an,

dont une partie est destinée à satisfaire les demandes des fermes 1 et 4 d'élevage porcin. La production du dépôt 2 en co-produits est de 3779 Tonne/an, destinée à satisfaire les demandes des fermes 2 et 3 d'élevage porcin. L'approvisionnement en biomasse se fait auprès des agriculteurs 5 et 6 seulement et s'élève à 8374.026 Tonnes sèches /an pour le dépôt 1 et à 6235.97 Tonnes sèches/an pour le dépôt 2. Le tableau A.4 présente l'approvisionnement pour chaque année t associé à chacun des deux dépôts.

TABLEAU A.4 Flux de biomasse en Tonnes sèches

	Dépôt 1			Dépôt 2		
t	1	2	3	1	2	3
5	7465.16	8374.02	4803.82	3574.63	2665.77	6235.97
6	908.86	0	3570.2	2661.34	3570.2	0

Les revenus de vente annuels de sucre cellulosique s'élèvent à 1427.455 \$/Tonne pour le dépôt 1 et à 1425.94 \$/Tonne pour le dépôt 2. Les revenus de vente annuels d'aliment de porc s'élèvent à 68.010 \$/Tonne pour le dépôt 1 et à 71.658 \$/Tonne. En contrepartie, le dépôt 1 paye 39.61\$ / Tonne de biomasse achetée, alors que le dépôt 2 paye 42.233 \$/Tonne de biomasse achetée. Sur l'horizon de trois années, le profit total de l'entreprise qui gère les dépôts est égal à 8 908 794.87\$. Le profit annuel des agriculteurs varie entre 0 et 8175.491\$. Le profit annuel des fermes d'élevage porcin varie entre 0 et 17398.02 \$.

Le profit de la bioraffinerie est la marge bénéficiaire entre le fait d'acheter auprès du marché et d'acheter de la part des dépôts. Comme dans cette instance une seule bioraffinerie est considérée, un maximum de profit pour l'entreprise qui gère les dépôts correspond à une vente de sucre cellulosique à un prix égal au prix de marché, ce qui correspond à un profit nul. La non-profitabilité de la bioraffinerie s'explique par le transfert de fonction qui a eu entre cette dernière et l'entreprise qui gère les dépôts. En effet, la bioraffinerie a fait recours à cette entreprise pour qu'elle fasse la collecte de la biomasse. La somme des profits maximaux de tous les joueurs du réseau symbiotique s'élève à 8 934 368.381\$. 99.71% de ce profit est celui de l'entreprise qui gère les dépôts, ce qui était attendu vu que cette entreprise est le leader dans ce jeu de Stackelberg.

## A.6 Conclusion

Cet article a permis d'élaborer un modèle multiniveau et multipériode sous le jeu de Stackelberg et l'équilibre des marchés pris en hypothèses. Ce modèle permet d'avoir une conception de la symbiose industrielle de production du bioéthanol de 2<sup>ème</sup> génération à partir des résidus de maïs. Les joueurs principaux dans ce jeu sont le leader (soit l'entreprise qui gère des

dépôts de traitement de biomasse), les agriculteurs, les fermes d'élevage porcin et les bioraffineries. Les décisions prises par le leader dans ce jeu pousseront les autres joueurs à prendre leurs décisions d'une façon non coopérative. Ce modèle est appliqué à une petite instance inspirée d'un cas d'étude réel dans la région de Québec. Il est à noter que les résultats obtenus ne garantissent pas l'optimalité et que ceux-ci correspondent à la meilleure solution trouvée dans le laps de temps défini comme temps de résolution maximal. Une version étendue de cet article tentera de vérifier la qualité de la solution et d'améliorer le temps de résolution. De plus, le modèle sera testé sur d'autres instances de données et une analyse de sensibilité au changement des prix des marchés sera réalisée. Finalement, étant donné que le modèle élaboré ne permet pas de résoudre un problème à une grande échelle dans un temps raisonnable avec un solveur commercial, l'utilisation d'heuristique serait envisageable dans des travaux futurs.