



République Algérienne Démocratique Et Populaire
Ministère De L'enseignement Supérieur Et De La Recherche Scientifique
Université Abou Bakr Belkaid-Tlemcen
Faculté De Technologie
Département De Génie Électrique Et Électronique

Filière : Génie Industriel
Projet de Fin d'Etudes de Master
Spécialité : Chaînes Logistiques

Intitulé :

**Optimisation de la planification de la production des
bioénergies et biocarburants**

Présenté par :

BELGHOUL Leila

Devant le jury :

Présidente : SARI-TRIQUI Lamia

Université de Tlemcen

Encadrant : BELKAID Fayçal

Université de Tlemcen

Co-encadrant : BRAHIMI Nadjib

Rennes School of Business

Examinatrice : GHOMRI Latéfa

Université de Tlemcen

Examineur : BENNEKROUF Mohammed

Université de Tlemcen

Année Universitaire : 2021/2022

“What you get by achieving your goals is not as important as what you become by achieving your goals” - Zig Ziglar

Remerciements

Je remercie LE BON DIEU tout puissant de m'avoir donné la volonté, la patience et le courage pour mener à bien ce travail.

Mes remerciements vont à mon encadrant et mon enseignant Mr BELKAID Fayçal qui m'a prodiguée de nombreux conseils avisés. La confiance et la patience qu'il m'a accordées ont été déterminantes dans l'accomplissement de ce projet, malgré les circonstances. Merci d'avoir cru en moi.

Je témoigne ma reconnaissance et ma gratitude à Mr BRAHIMI Nadjib, Mr RAZM Sobhan et Mr HAMMAMI Ramzi qui m'ont donné l'opportunité de travailler avec eux. Je leur suis également reconnaissante pour le temps conséquent qu'ils m'ont accordé, pour toute leur aide. Je tiens à remercier tous les enseignants rencontrés durant ce parcours universitaire pour leur aide. Leurs paroles, leurs écrits, leurs conseils et leurs critiques m'ont inspiré à donner le meilleur de moi-même. J'espère qu'ils l'impact inestimable qu'ils ont dans tant de vies.

Je remercie tout particulièrement YELLES CHAUCHE Abdelkrim d'avoir accepté d'orienter mes réflexions et de répondre à mes questions et surtout de m'avoir motivé.

Un remerciement à mes ami(e)s qui ont embelli mes expériences, m'ont soutenu et épaulé pendant mes périodes de doutes, particulièrement aux 'élites' de mon cœur : Razia, Hadjer, Rajaa, Mohamed, Walid, El-Hadi et Yacine. Je suis reconnaissante aux membres d'*Archiclub* pour tous les moments de bonheur et de joie qui m'ont permis de grandir et de m'ouvrir au monde.

Enfin, les mots les plus simples étant les plus forts, j'adresse toute mon affection à mes parents et à ma famille qui ont toujours été là pour moi. Leur soutien inconditionnel et leurs encouragements sont pour moi les piliers fondateurs de ce que je suis et de ce que je fais.

Dédicaces

Je dédie ce travail a :

À ma chère Maman à qui je dois tout dans cette vie.

À mes deux sœurs « Meriem » et « Manel » pour leur encouragement, soutien moral et surtout leur patience tout au long de mon parcours universitaire.

À ma sœur de cœur « Farah », loin des yeux mais près du cœur.

À « Razia », celle qui a toujours su m'écouter et me reconforter.

Et

À toutes les personnes qui ont su être présentes lorsque j'en avais besoin.

I.1. Tables des matières

Chapitre I : Étude théorique	12
I.1. Introduction	12
I.2. Les chaînes logistiques.....	12
I.2.1. Gestion de chaînes logistiques ou Supply Chain Management	13
I.2.2. Fonctions de la SCM.....	14
I.3. Les chaînes logistiques des produits périssables :.....	15
I.3.1. Types de produits périssables	15
• Produits sanguins.....	16
• L'agro-alimentaire.....	16
• Les produits pharmaceutiques	16
• Les biomasses.....	16
I.3.2. Défis des SC des produits périssables.....	17
I.4. Les chaînes logistiques des biomasses	17
I.4.1. Fonctionnement technique	17
I.4.2. Classification des biomasses selon leur origine	19
I.4.3. Disponibilité des biomasses	20
I.4.4. Structure de la chaîne logistique	20
I.4.5. Avantages et limites de la biomasse pour la production de l'énergie	21
I.5. La Planification	22
I.5.1. Niveaux décisionnels	22
I.5.2. Structure des systèmes de planification avancée :	23
I.6. État de l'art.....	25
I.6.1. Planification de la production dans les usines de prétraitement	25
I.6.2. Conception de réseaux dans les raffineries	26
I.6.3. Planification de la production d'une bioraffinerie existante	27
I.7. Synthèse	28
Chapitre II : Les métaheuristiques	30
II.1. Introduction	30
II.2. Généralités sur les problèmes d'optimisation	30

II.2.1.	Complexité.....	30
II.2.2.	Modélisation mathématique.....	31
II.2.3.	Méthodes de résolution.....	31
II.3.	Généralités sur les métaheuristiques.....	33
II.3.1.	Analyse des performances.....	34
II.3.2.	Modes d'inspiration.....	35
II.4.	Classification des métaheuristiques.....	35
II.4.1.	Une solution.....	36
II.4.2.	Population de solutions.....	37
II.5.	Conclusion.....	42
Chapitre III : Modélisation.....		44
III.1.	Introduction.....	44
III.2.	Description du problème.....	44
III.3.	Développement du modèle mathématique.....	45
III.3.1.	Fonction objectif.....	45
III.3.2.	Contraintes.....	47
III.3.3.	Données.....	48
III.4.	Expérimentations.....	49
III.4.1.	Évaluation.....	49
III.4.2.	Application sur le cas d'étude.....	50
III.5.	Analyse des résultats.....	51
III.5.1.	L'effet du stockage de bioénergie.....	51
III.6.	Conclusion.....	52
Chapitre IV : Algorithme génétique pour l'optimisation de la planification de la production d'une bioraffinerie.....		54
IV.1.	Introductio.....	54
IV.2.	Résolution du problème.....	54
•	Codage et formatage.....	54
•	Population.....	55
•	Fitness.....	55
•	Sélection.....	55

• Croisement	55
• Mutation	56
• Critère d'arrêt	56
IV.2.1. Algorithme	56
IV.2.2. Analyse de performance et de sensibilité	57
IV.2.3. Résultats	58
IV.3. Conclusion	59
Conclusion Générale	60

Table des figures

Figure I.2-1. Exemple d'une chaine logistique [auteur]	13
Figure I.2-2 Maison de la SCM (Stadtler, 2008).....	14
Figure I.4-1.Procédés de conversion et applications (Bridgwater, 2006)	19
Figure I.5-1 La matrice de la planification des SC (Meyr, et al., 2015)	23
Figure I.5-2. Matrice de planification de la chaîne logistique (Meyr, et al., 2015)	23
Figure II.2-1. Méthodes de résolution	33
Figure II.4-1. Exemple d'une population.....	39
Figure II.4-2. Exemple de Croisement en un point	41
Figure II.4-3. Structure basique d'un algorithme génétique	42
Figure III.2-1Figure illustrative du système de la bioraffinerie	45
Figure III.5-1. Schéma du modèle basique.....	51

Table des tableaux

Tableau 1. Synthèse de l'état de l'art	29
Tableau 2. Paramètres et variables utilisées	46
Tableau 3. Quantité de biomasse disponible par période par tonnes	48
Tableau 4. Caractéristiques des types de biomasse	49
Tableau 5. Paramètres	49
Tableau 6. Paramètres pour évaluation	49
Tableau 7. Scénarios et résultats du calcul à main	50
Tableau 8. Résultat cas d'étude	50
Tableau 9. Comparaison stockage de bioénergie	51
Tableau 10. Pourcentage de variation du profit en fonction du changement de paramètre (15%)	52
Tableau 11. Format individu	54

Glossaire

SC	Supply Chain (Chaine logistique)
SCM	Supply Chain Management
ATP	Available To Promise
AG	Algorithmes Génétiques

Introduction générale

La description classique de l'énergie est la capacité d'un système à effectuer un travail, mais à cause des nombreuses formes de l'énergie, il est difficile la définir d'une seule manière. Globalement, Il s'agit de la propriété d'un objet qui peut être transférée d'un objet à un autre ou convertie en différentes formes, mais qui ne peut être ni créée ni détruite.

L'énergie est un composant fondamental de la vie humaine. Tous les processus industriel, agricole, sanitaire, domestique ou autre nécessite un certain degré d'utilisation d'énergie.

De l'aube de l'humanité au début de la révolution industrielle au début du XIXe siècle, les seules sources d'énergie primaire disponibles étaient le bois et d'autres formes de biomasse naturelle, et le vent pour le trafic maritime ou fluvial. Plus tard, Le développement des premières machines à vapeur a introduit le charbon comme source d'énergie qui est restée, depuis, une source primaire et importante. La propagation des automobiles, a fait que le pétrole et ses sous-produits deviennent une source d'énergie prééminente. Et au cours du dernier demi-siècle, le gaz naturel est devenu un élément important de la production d'électricité et de la production de chaleur à des fins industrielles et domestiques.

La demande mondiale croissante d'énergie et les problèmes de pénurie et d'impact environnemental associés aux sources conventionnelles sont à la base d'une crise énergétique très probable dans les deux ou trois prochaines décennies. Le pétrole deviendra de plus en plus cher et rare, et les effets climatiques de l'utilisation massive de tous les combustibles fossiles se feront clairement sentir. Ceci a alimenté le besoin de trouver des solutions énergétiques propres.

La bioénergie et les biocarburants ont alors suscité un grand intérêt ces dernières années en tant que solution alternative aux combustibles fossiles; La biomasse est considérée comme une alternative très prometteuse en tant que source d'énergie. Cependant beaucoup des défis sont rencontrés par les bioraffineries dans la planification de leur production.

Nous nous intéressons dans cette thèse à optimiser la planification de production d'une bioraffinerie existante convertissant de la biomasse périssable en bioénergie et en biocarburant sous une demande dynamique. Nous proposons un modèle multi-périodes dont l'objectif est de maximiser le profit de la bioraffinerie.

Le premier chapitre comporte des notions sur les chaînes logistiques. Commencant par la SCM, les types des chaînes logistiques, en détaillant le type des SC des différents produits

périssables et plus spécifiquement ceux des biomasses. Nous donnons ensuite un bref aperçu sur la planification et les niveaux de décision. Enfin un état de l'art est établi sur 3 parties.

Le deuxième présente les problèmes d'optimisation et leurs méthodes de résolution en passant par les méthodes exactes et les méthodes approchées, en portant un intérêt sur les métaheuristiques, et surtout sur les algorithmes génétiques car c'est la méthode choisie dans cette thèse.

Dans le troisième chapitre, nous nous concentrons sur la description du problème, sa modélisation mathématique du problème et l'utilisation du solveur Lingo pour la résolution. Des expérimentations et une analyse de données sont présentés.

Le quatrième chapitre est spécifique à l'application de la métaheuristique choisie dans la résolution du problème et l'analyse des résultats obtenus de son application sur notre problème.

Chapitre I : Étude théorique

I.1. Introduction

Pour améliorer sa performance, une entreprise doit tenir compte des contraintes internes et externes concernant les différents maillons de la chaîne logistique. Il est important de bien connaître la nature de son système pour pouvoir résoudre les problèmes qui lui sont liés et lui assurer un bon fonctionnement. Le but de ce chapitre est d'expliquer la structure d'une chaîne logistique avec ses différents niveaux liés par différents flux.

Ce chapitre d'introduction commence par définir quelques concepts liés à la chaîne logistique et à ses performances, en détaillant les chaînes logistiques de la biomasse. Nous définissons également le concept de planification passant par les niveaux décisionnels et la planification avancée. Dans la dernière section, nous présentons une revue de la littérature sur les modèles d'optimisation de la planification de la production de la bioénergie et les biocarburants.

I.2. Les chaînes logistiques

Une chaîne logistique est :

« Un réseau d'organisations connectées et interdépendantes travaillant mutuellement et en coopération pour contrôler, gérer et améliorer le flux de matériaux et d'informations des fournisseurs aux utilisateurs finaux » [notre traduction] (Nguyen Thien, 2005)

« Une chaîne d'approvisionnement est un réseau d'installations qui se procurent des matières premières, les transforment en biens intermédiaires, puis en produits finis, et livrent les produits aux clients par le biais d'un système de distribution par le biais d'un système de distribution. » [Notre traduction] (Lee , et al., 1995)

« Une chaîne logistique consiste en toutes les étapes impliquées directement ou indirectement dans la satisfaction de la requête d'un client. La chaîne logistique inclut non seulement le fabricant et ses fournisseurs, mais aussi les transporteurs, les centres d'entreposage, les détaillants et les clients eux-mêmes » (Chopra, et al., 2007)

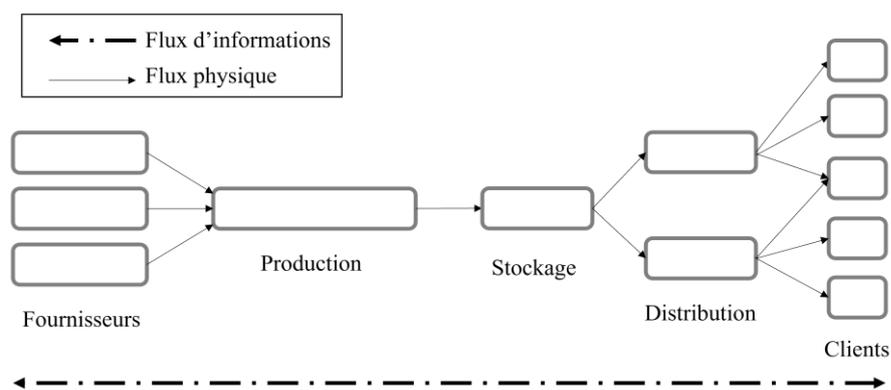


Figure I.2-1. Exemple d'une chaîne logistique [auteur]

Ces différentes définitions veulent dire que c'est un réseau d'entités impliquées dans la production et la distribution d'un produit ou d'un service spécifique. Ses fonctions comprennent le développement et le marketing des produits, les opérations, les finances, le service à la clientèle et la distribution. En fin de compte, la gestion de la chaîne logistique permet de réduire les coûts, d'accélérer les cycles de production et d'améliorer l'efficacité.

Globalement, une chaîne logistique est un système composé de fournisseurs, d'usines de production, de services de distribution et de clients liés entre eux par des flux de matières de l'amont vers l'aval et des flux d'informations dans l'autre sens. Cette définition permet d'étendre la SC au-delà des limites de l'entreprise elle-même et de l'ensemble fournisseur/entreprise/client et on peut ainsi la définir allant des fournisseurs de fournisseurs aux clients de clients. (Pichot, 2006)

D'après (Eymery, 1997) et (Lauras, 2004) l'intérêt primordial d'une chaîne logistique repose sur l'idée que chaque entité impliquée dans la SC doit être consciente de son rôle dans la chaîne (processus, ressources, compétences, objectifs) et comprendre comment elle interagit avec les autres entités. Cette compréhension a donné naissance à de nouvelles exigences en matière d'intégration des entreprises et de coordination des flux matériels, informationnels et financiers. Pour répondre à ces exigences, des méthodologies et des outils ont été développés : ce que nous connaissons aujourd'hui sous le nom de gestion de la chaîne logistique.

I.2.1. Gestion de chaînes logistiques ou Supply Chain Management

La gestion de la chaîne logistique est définie comme étant les tâches qui intègrent les unités organisationnelles le long d'une SC et coordonnent les flux de matières, d'informations et financiers afin de répondre aux demandes finales des clients tout en améliorant la compétitivité globale de la chaîne.

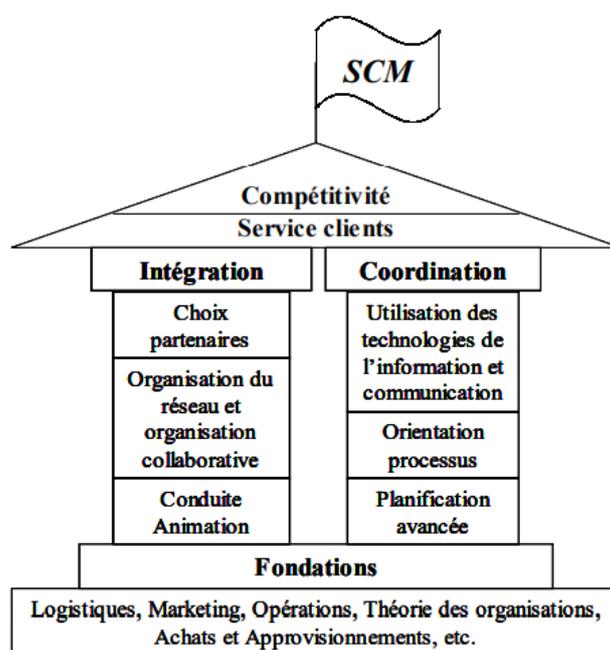


Figure I.2-2 Maison de la SCM (Stadtler, 2008)

La Maison de la SCM (figure I.2-2) présente les différents domaines de la gestion de la chaîne logistique. Les fondations sont les nombreuses disciplines qui constituent la SCM, les deux piliers de la maison sont l'intégration d'un réseau d'organisations et la coordination des flux d'informations, matériels et financiers. Quant au toit, il symbolise l'objectif ultime de la SCM qui est la compétitivité et qui serait atteinte par la satisfaction des clients. (Stadtler, 2008)

I.2.2. Fonctions de la SCM

D'après la définition de (Lee , et al., 1995) Les fonctions d'une chaîne d'approvisionnement comprennent l'achat de matières premières, la production et la distribution, le stockage et la vente de produits finis.

- **L'approvisionnement**

L'approvisionnement joue un rôle crucial dans la chaîne en réduisant les coûts et en améliorant l'efficacité : les délais de livraison, la fiabilité et la qualité de la matière de chaque fournisseur affectent les performances de la SC. Les méthodes de travail basées sur les technologies de l'information et de la communication sont désormais prédominantes dans les relations entreprise/fournisseur. (Zerouk, 2007)

- **La production**

La fonction de production est le facteur clé de la SC d'une entreprise. Elle définit la capacité d'une entreprise à fabriquer, développer ou transformer des matières premières en produits et services. Cette fonction donne la capacité de la SC à produire et satisfaire les besoins des clients et permet de mesurer sa réactivité aux fluctuations de la demande sur le marché. (Zerouk, 2007)

- **Le stockage**

Pour toute entreprise, la gestion des stocks est l'une des clés du succès et de l'optimisation de l'ensemble de la chaîne. Les stocks des matières premières, des composants, des en-cours et des produits finis sont tous pris en compte. (Zerouk, 2007)

- **Distribution et transports**

Le choix du mode de transport a un grand impact sur l'efficacité et la réactivité de la chaîne car cette fonction intervient partout dans la SC, en transportant les matières premières, les composants, les produits semi-finis et les produits finis entre tous les maillons de la chaîne. (Zerouk, 2007)

- **La vente**

Le service des ventes est la fonction ultime d'une chaîne logistique. Le personnel de vente peut augmenter les profits ou les pertes en s'assurant que les produits de l'entreprise sont vendus au bon prix. Le département des ventes s'appuie sur l'efficacité des fonctions en amont pour proposer des prix compétitifs. (Zerouk, 2007)

Chacune de ces différentes fonctions rencontre des problèmes à son niveau. Ces problèmes dépendent d'une multitude d'aspects : la taille de la chaîne logistique, sa structure, la nature de ses matières premières et aussi des produits finaux...etc.

Notre étude va s'intéresser aux chaînes logistiques relatives à des produits périssables, étant donné que la biomasse, qui est la matière première de la production de la bioénergie et les biocarburants, est un produit périssable.

I.3. Les chaînes logistiques des produits périssables :

I.3.1. Types de produits périssables

Il existe plusieurs types de produits périssables, prenons en exemple les suivants :

- **Produits sanguins**

Les problèmes de gestion des banques de sang ont été les premiers à susciter l'intérêt des chercheurs qui étudient les problèmes de stocks de produits périssables (Nahmias, 1982).

La durée de conservation des plaquettes n'étant que de 5 jours et celle des globules rouges de 42 jours, la chaîne logistique en sang est extrêmement sensible au facteur temps.

Les études montrent qu'une bonne partie des unités de sang et de produits sanguins dans les hôpitaux sont périmées, l'élimination de ces déchets médicaux impose un coût important à ces institutions, qui sont déjà soumis à des contraintes financières.

- **L'agro-alimentaire**

Le gaspillage alimentaire est l'un des défis les plus complexes auxquels le monde est confronté aujourd'hui. Bien que ce gaspillage puisse être à de nombreux stades de la chaîne alimentaire, dans les pays en développement, il est surtout au niveau du début de la chaînes de valeur alimentaire (aux fermes, au stockage et au transport). La cause est l'insuffisance des infrastructures, les contraintes techniques, financières et managériales, ainsi que les inefficacités structurelles des SC.

- **Les produits pharmaceutiques**

La périsabilité des produits pharmaceutiques est un problème important dans la chaîne logistique en médicaments. Les produits pharmaceutiques de marque périmés dans les supermarchés et les pharmacies augmentent généralement leurs coûts encourus.

De nombreux entrepôts contiennent des médicaments, des vaccins et d'autres fournitures médicales qui se sont gâtés ou qui sont volés ou introuvables. Cela peut entraîner des pénuries de médicaments vitaux utilisés dans un large éventail d'applications - des opérations chirurgicales aux traitements contre le cancer - et priver ainsi certains patients de l'accès aux médicaments dont ils ont besoin.

Les entreprises pharmaceutiques subissent une pression croissante de la part des groupes environnementaux pour réduire leurs déchets, ce qui inclut l'élimination des médicaments périmés et endommagés. (Nagurney, et al., 2013) Et (Karaesmen, et al., 2011)

- **Les biomasses**

Dans le cadre cette thèses, nous nous intéressons à la chaîne logistique de ces derniers que nous allons détailler dans les parties suivantes.

I.3.2. Défis des SC des produits périssables

La gestion de la chaîne logistique des denrées périssables est confrontée à de nombreux défis à tous les niveaux de la hiérarchie décisionnelle de l'organisation :

- **Transport et stockage :** Les produits périssables doivent être manipulés et transportés avec soin, ainsi que stockés dans des installations appropriées qui préservent la qualité du produit.
- **Gestions des stocks :** Afin de minimiser les détériorations des produits, des techniques de suivi et de réapprovisionnement des stocks doivent être utilisées dans les installations du réseau de la chaîne logistique.
- **Frais des déchets:** les marchandises périmées peuvent imposer des coûts supplémentaires aux entreprises.
- **Sécurité et impact environnemental :** Ces produits, lorsqu'ils pourrissent, peuvent entraîner une pollution du sol, de l'air et de l'eau.
- **Gestion de la demande :** Selon le produit et la chaîne logistique, la demande peut être incertaine ou connue et fixe. (Nagurney, et al., 2013)

I.4. Les chaînes logistiques des biomasses

La chaîne logistique de la biomasse fournit aux usines de conversion d'énergie les quantités requises de biomasse, au bon moment et conformément aux spécifications de qualité.

Selon le dictionnaire Larousse la biomasse est :

« *Masse vivante, considérée du point de vue de l'énergie que l'on peut en obtenir par combustion ou fermentation (gaz de broussaille, gaz de fumier, feu de bois).* »

Ou encore « *Partie biodégradable des déchets et résidus agricoles, industriels et ménagers, utilisable comme énergie.* »

Depuis des milliers d'années, l'humanité utilise la biomasse pour produire de l'énergie, principalement sous la forme de bois pour le chauffage. De nouvelles technologies sont apparues récemment qui permettent une conversion énergétique plus efficace de la biomasse.

I.4.1. Fonctionnement technique

Les formes d'énergie résultantes de la conversion énergétique de la biomasse dépendent du type de biomasse et des techniques utilisées. On en distingue trois formes ; chaleur, électricité et force motrice de déplacement. Et aussi plusieurs procédés de transformation, parmi lesquelles on cite :

- **La voie sèche**

- La combustion produit de la chaleur par l'oxydation complète du combustible, en général en présence d'un excès d'air. La vapeur est envoyée dans une turbine ou un moteur à vapeur pour la production d'énergie mécanique ou d'électricité.
- La gazéification de la biomasse est la transformation de la matière solide dans un réacteur spécial en un gaz combustible composé d'hydrogène et d'oxyde de carbone, ce gaz sera ensuite brûlé (combustion).
- La pyrolyse conduit à la production sous chaleur d'un solide, le charbon de bois ou le charbon végétal, d'un liquide, l'huile pyrolytique, et d'un gaz combustible.

- **La voie humide**

Cette voie se base principalement sur la méthanisation, qui est la dégradation par des micro-organismes de la matière organique dans un digesteur chauffé et sans oxygène. Cela produit le biogaz et le digestat qui est un résidu composé de matière organique non biodégradable.

- **La production de biocarburants**

Il existe 3 générations de biocarburants dans la littérature :

- 1re génération : biocarburants créés à partir des graines.
- 2e génération : biocarburants créés à partir des résidus non alimentaires des cultures (paille, tiges, bois) ;
- 3e génération : biocarburants créés à partir d'hydrogène produit par des micro-organismes ou à partir d'huile produite par des microalgues.

Le biodiesel est produit à partir d'une réaction entre l'huile et l'alcool, tandis que le bioéthanol est le résultat d'un mélange de sucre fermenté (65% à 85%) et d'essence (15% à 35%) dans le cas du bioéthanol.

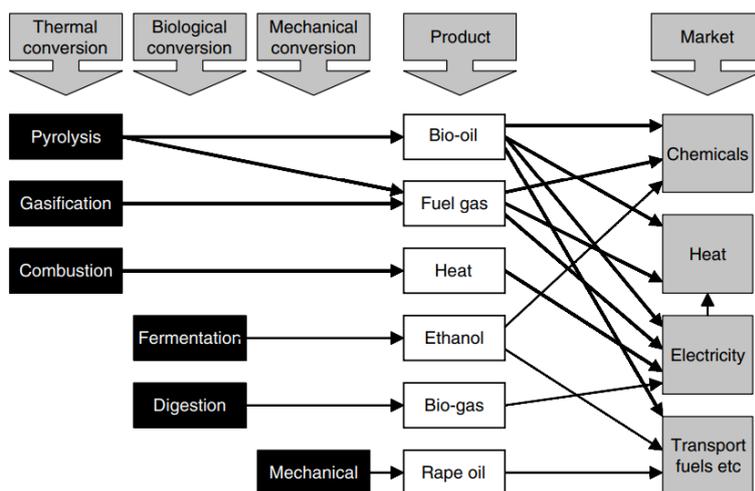


Figure I.4-1. Procédés de conversion et applications (Bridgwater, 2006)

I.4.2. Classification des biomasses selon leur origine

Plusieurs classifications peuvent être considérées pour les biomasses, (Rentizelas, 2013) propose la classification suivante :

- **Cultures énergétiques** : Les cultures énergétiques sont des plantes qui sont cultivées spécifiquement pour produire de l'énergie. Ces cultures comprennent à la fois des plantes alimentaires et non alimentaires, et certaines peuvent être cultivées sur des terres marginales. Le type de culture énergétique utilisé dans une région dépend du sol, du climat et d'autres caractéristiques de la zone. Ces cultures offrent généralement des rendements élevés avec peu d'intrants.

Les cultures énergétiques sont de plusieurs types : les forêts et les taillis à courte rotation, les cultures énergétiques agricoles (cultures déjà existantes qui peuvent être utilisées comme source de combustible), les herbes et les cultures énergétiques non boisées telles que le miscanthus, le Panic érigé, le Baldingère faux-roseau, le seigle, le roseau géant...etc. ou encore La biomasse aquatique qui comprend les algues.
- **Déchets solides urbains** : L'élimination des déchets solides est une contrainte pour chaque société. Le compostage et d'autres formes de transformation des déchets sont utilisés pour extraire de l'énergie des déchets solides municipaux, bien que seule la fraction biogénique (papier, carton, bois, aliments, cuir, textiles et déchets de jardin) soit considérée comme renouvelable.
- **Résidus agricoles** : Les résidus agricoles, tels que les tiges, la paille ou les cosses, les matières issues d'une production excédentaire (comme les produits agricoles de

moindre qualité ou lorsque la demande est insuffisante), ainsi que les fumiers et la litière des animaux peuvent être utilisés pour des applications énergétiques. Il est important de considérer les utilisations alternatives de ces résidus et leurs prix de marché avant de les utiliser pour la production d'énergie.

- **Bois brut** : La biomasse de bois récoltée dans les forêts est l'un des principaux types, elle comprend toutes les formes de bois provenant de l'exploitation forestière, telles que les bûches, les branches, l'écorce et la sciure.
- **Déchets industriels** : Les déchets provenant des industries du bois, du papier et de la pâte à papier, de l'industrie textile, de l'industrie alimentaire, des boues d'épuration et des huiles usagées ont un pouvoir calorifique important et peuvent être considérés comme sources renouvelables.

I.4.3. Disponibilité des biomasses

Une partie des biomasses mentionnées est caractérisée par une disponibilité saisonnière qui rend difficile le maintien d'un approvisionnement régulier de celle-ci sans interruption sur de longues périodes. Au contraire d'autres types comme la plupart des types de déchets industriels et de déchets solides municipaux, bien que pour ces derniers des variations de qualité significatives (humidité, pouvoir calorifique, etc.) puissent être rencontrées en fonction de la saison.

I.4.4. Structure de la chaîne logistique

Bien qu'il existe de nombreux types de biomasse et une gamme de technologies de conversion, peu de chaînes logistiques sont identiques. Toutefois, les processus suivants sont souvent mis en œuvre lors du développement des chaînes logistiques de la biomasse.

- Récolte et collecte de la biomasse

La récolte des matières premières dans la terre est une étape initiale de la chaîne logistique de la biomasse, un processus qui comprend la préparation du sol, la plantation, la culture et d'autres opérations agricoles. La manutention et le transport dans le champ ou la forêt peuvent être effectués à la main ou à l'aide d'équipements mécaniques spécialisés. L'objectif est d'acheminer la biomasse de l'endroit où elle est cultivée jusqu'à une route qui peut la transporter.

Pour faciliter leur transport et manutention, Les matériaux sont parfois prétraités, par exemple par déchiquetage ou granulation, afin d'homogénéiser ou de réduire leur taille.

- **Chargement et déchargement de véhicules de transport routier**

Une fois que la biomasse a été déplacée jusqu'au bord de la route, elle est chargée sur des véhicules de transport routier pour être acheminée vers une installation de conversion d'énergie. Les équipements de chargement et de déchargement varient selon la forme et le type de biomasse et selon les traitements qu'elle a subi.

- **Transportation**

Selon (Rentizelas, 2013) , vu que les biomasses sont récoltées depuis des fermes ou des forêts, ou depuis des endroits dispersés pour les déchets solides municipaux, le mode de transport est généralement le transport routier. Le transport de la biomasse sur de longues distances peut aussi se faire par bateau ou par train. (Hamelinck, et al., 2004) Mentionnent que les longues distances peuvent entraîner une augmentation des émissions produit par la chaîne logistique de la biomasse, ce qui atténue certains des avantages environnementaux de l'énergie de la biomasse.

- **Stockage**

La biomasse est récoltée à partir de diverses sources, dont certaines sont disponibles toute l'année et d'autres sont saisonnières. Pour assurer un approvisionnement régulier en combustible aux installations de conversion, la biomasse est souvent stockée aux points de collecte, dans les installations de conversion elles-mêmes ou sur des sites intermédiaires. Cela dépend du type de la biomasse, les traitement subis, le cout de stockage...etc.

- **Traitement de la biomasse**

En plus des traitements subis pour la transformation ou le stockage, Un traitement peut également être nécessaire avant que la biomasse n'entre dans le système de transformation. La biomasse doit être amenée à des spécifications compatibles avec les machines du système.

I.4.5. Avantages et limites de la biomasse pour la production de l'énergie

Selon (Rentizelas, 2013) l'utilisation de la biomasse pour la conversion énergétique a des avantages mais aussi des inconvénients :

- **Avantages**
- Disponibilité locale de la biomasse qui donne une excellente opportunité pour développer une économie rurale et la création d'opportunités d'emplois locaux.
- Production d'énergie renouvelable.

- Production locale d'énergie.
- Exploitation des terres marginales pour les cultures énergétiques.
- **Limites**
- Grande complexité de la chaîne logistique de la biomasse.
- Un savoir-faire limité en matière d'opérations logistiques.
- Absence de normes et de réglementation pour la biomasse et les équipements.
- Développement limité des marchés de la biomasse.
- Manque d'équipement existant.
- Limitation de la distance de transport.

I.5. La Planification

Tout au long d'une chaîne logistique, des centaines ou des milliers de décisions doivent être prises et coordonnées à chaque minute. Ces décisions peuvent être très simples (par exemple, quel travail doit être programmé ensuite sur une machine donnée ?) ou très graves (par exemple, l'ouverture ou la fermeture d'une usine). Plus la décision est grave, plus elle doit être préparée avec soin. Cette préparation s'appelle la planification. La planification aide à prendre de meilleures décisions en identifiant des alternatives pour les activités futures et en sélectionnant certaines bonnes ou même la meilleure. La validité d'une planification est limitée à un horizon de planification prédéfini. Selon la longueur de cet horizon et l'importance des décisions à prendre, les tâches de planification sont généralement classées en trois niveaux différents. (Fleischmann, et al., 2015)

I.5.1. Niveaux décisionnels

- **Niveau stratégique** : Les décisions de ce niveau doivent établir les politiques de la chaîne logistique d'une entreprise et l'aider à éviter les futurs obstacles. Elles concernent généralement la conception, la structure et la gestion d'une chaîne logistique et ont des effets à long terme sur l'entreprise.
- **Niveau tactique** : La planification à moyen terme détermine les grandes lignes des opérations régulières, en particulier les quantités et les durées approximatives des flux et des ressources dans une chaîne logistique donnée. L'horizon de planification va de 6 à 24 mois, ce qui permet de prendre en compte les évolutions saisonnières, par exemple la demande de produits en hiver par rapport aux mois d'été.
- **Niveau opérationnel** : Le niveau de planification le plus bas doit spécifier toutes les activités sous forme d'instructions détaillées pour une exécution et un contrôle

immédiat. Les modèles de planification à court terme exigent le plus haut degré de détail et de précision, avec un horizon de planification compris entre quelques jours et trois mois. Les décisions relatives à la structure et à l'étendue quantitative des niveaux supérieurs limitent la planification à court terme, mais c'est un facteur important pour les performances en temps réel de la chaîne logistique, telles que les délais, les retards, le service à la clientèle et d'autres questions stratégiques. (Fleischmann, et al., 2015)

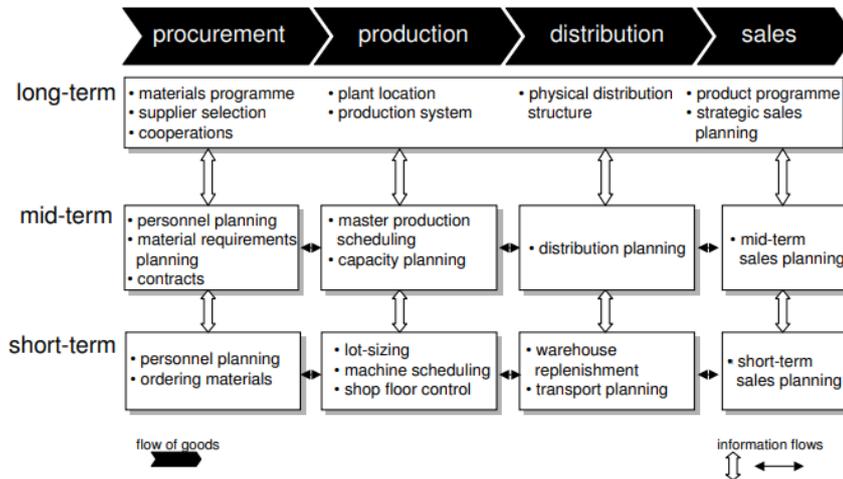


Figure I.5-1 La matrice de la planification des SC (Meyr, et al., 2015)

La matrice de planification de la chaîne logistique sur la figure 1.4-1 classe les tâches de planification en deux dimensions : "horizon de planification" et "processus de la chaîne logistique". Cette matrice présente les tâches typiques de la plupart des types de chaînes logistiques.

I.5.2. Structure des systèmes de planification avancée :

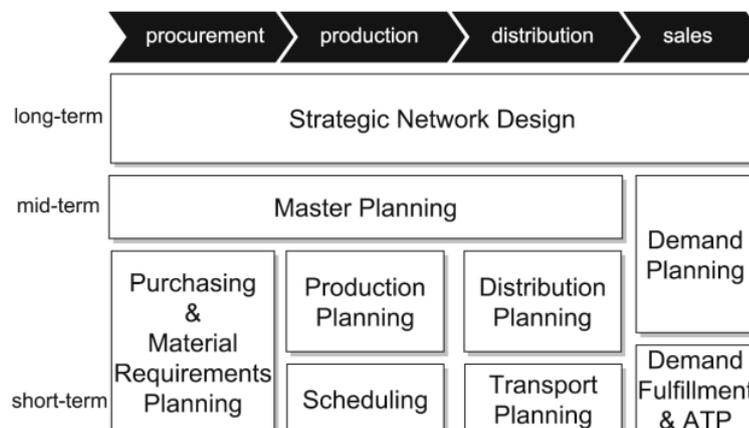


Figure I.5-2. Matrice de planification de la chaîne logistique (Meyr, et al., 2015)

Les systèmes de planification sont généralement constitués de plusieurs modules qui couvrent différents aspects de la planification (Meyr, et al., 2015) les ont résumés sur la figure I.4-2.

Des Enterprise Resource Planning (ERP) gèrent aujourd'hui ces modules, eux même souvent complétés par des Systèmes de Planification Avancée.

- **Strategic Network Planning** : concerne la planification à long terme de la chaîne logistique, y compris la conception de la structure de distribution physique d'une entreprise et l'emplacement de ses usines. Les flux matériels élémentaires entre les fournisseurs et les clients, ainsi que d'autres considérations stratégiques de vente, qui peuvent être pris en compte au cours de ce processus.
- **Demand Planning** : traite d'autres tâches de la planification stratégique des ventes (par exemple, les estimations de la demande à long terme) et de la planification des ventes à moyen terme.
- **Demand Fulfilment & ATP** : ce module concerne satisfaction de la demande et de disponibilité à la promesse dans le cadre de leurs modules de planification des ventes.
- **Master Planning** : coordonne l'approvisionnement, la production et la distribution des biens à moyen terme. Ça prend également en charge des tâches telles que la planification des capacités et la planification du personnel. En outre, elle contribue à l'ordonnancement de la production.
- **Transport Planning and Distribution Planning** : La planification des transports à court terme est couverte par un module correspondant. Un autre module, la planification de la distribution, permet de traiter les flux de matériaux de manière plus détaillée que ne le permet généralement le Master Planning.
- **Purchasing & Material Requirements Planning** : Tous les fournisseurs d'APS ne lancent pas un module spécial "Purchasing & Material Requirements Planning" qui soutient directement les décisions d'achat à court terme. La planification des achats et des besoins en matériel (MRP) peut être ajoutée en tant que module supplémentaire.
- **Production Planning and Scheduling** : Les tâches de planification et d'ordonnancement de la production sont souvent exécutées par des modules différents. Le premier module est utilisé pour le dimensionnement des lots, tandis que le second est utilisé pour l'ordonnancement des machines et le contrôle de l'atelier. Cependant, un seul module peut parfois prendre en charge ces trois tâches. Afin de planifier efficacement à un niveau aussi détaillé et à court terme, les processus de production doivent être organisés de manière efficace. Par conséquent, tous les goulots doivent être pris en compte de manière explicite. S'il existe des processus de production à

plusieurs étapes et des structures de produits, ils doivent être coordonnés de manière intégrative.

(Meyr, et al., 2015)

L'objectif principal de la planification de la production est de déterminer quand et combien produire, en gérant le flux de production et aussi les inventaires sous plusieurs contraintes (les capacités de production et de stockage, la satisfaction des besoins, la maintenance... etc.).

Il existe plusieurs stratégies établies dans le but de maximiser le profit en réduisant les différents coûts liés à la production (de fabrication, de lancement, de stockage, de changement, de maintenance...etc.)

Ces problèmes peuvent être modélisés comme des problèmes d'optimisation avec des fonctions objectifs et des contraintes dont le résultat est la meilleure solution possible.

I.6. État de l'art

Trois études pertinentes ont été identifiées, ces études sont axées sur :

- La conception d'un nouveau réseau de production d'énergie et/ou de carburant à partir de la biomasse.
- La planification de la production des usines de prétraitement produisant de la biomasse transformée pour d'autres bioraffineries.
- La planification de la production d'une bioraffinerie existante.

I.6.1. Planification de la production dans les usines de prétraitement

Un modèle de planification de la production pour une usine de pré-traitement qui fournit la biomasse à une bioraffinerie a été proposé par (Eriksson, et al., 1989). Le but était de trouver la quantité de biomasse à transporter depuis différentes régions forestières, la quantité de biomasse à stocker et la quantité de copeaux à produire.

(Gunnarsson, et al., 2004) et (Gautam, et al., 2017) ont proposé des modèles de planification de la production qui estiment la quantité de biomasse à broyer et à stocker, ainsi qu'à transporter pour des intermédiaires qui font le prétraitement et le stockage de la biomasse pendant de longues périodes. (Gunnarsson, et al., 2004) Ont mentionné que ce stockage déminue la valeur énergétique de la biomasse, et aussi qu'elle doit être protégée de la pluie et de l'humidité.

Suivant cela (Gautam, et al., 2017), ont considéré le stockage sous abri et le stockage à l'air libre, et ils ont fait valoir que les intermédiaires entraînent une baisse des coûts car il est

possible de surveiller et de maintenir la qualité de la biomasse dans le cas du stockage avec abri.

Cependant, le stockage de la biomasse sur le site intermédiaire entraînerait une augmentation des coûts totaux d'approvisionnement due à l'augmentation des opérations du transport, du chargement, et de déchargement de la biomasse (Kanzian, et al., 2009).

Ces études se sont focalisées seulement sur les quantités de biomasse à apporter aux bioraffineries et pas à la production de la bioénergie et/ou des biocarburants.

I.6.2. Conception de réseaux dans les raffineries

Un modèle de programmation non linéaire en nombre entier mixte a été développée par (Santibañez-Aguilar, et al., 2019) combiné avec une approche SIG (système d'information géographique) pour la planification de la production de plusieurs bioraffineries.

Différentes biomasses agricoles ont été utilisées pour la production de biocarburants et de bioénergie. La quantité de biocarburant et de bioénergie produite et la quantité de stockage et de vente de biocarburant ont été déterminées dans le modèle. Malgré la périssabilité de la biomasse utilisée la qualité de la biomasse et son stockage n'ont pas été pris en compte, contrairement à (Bairamzadeh, et al., 2016) , (Miret, et al., 2016) et (Zhang , et al., 2016) qui ont proposé un modèle qui prend en considération le stockage et la détérioration de la biomasse. Ils ont utilisé un paramètre constant - le taux de détérioration de la biomasse à chaque période dans l'entrepôt - comme proportion de la biomasse stockée qui est jetée de l'entrepôt chaque mois.

(Cambero, et al., 2015) Ont proposé un modèle d'optimisation pour produire de la bioénergie et du biocarburant à partir de résidus forestiers. Le modèle a pris en compte la quantité de biomasse achetée et attribuée, la quantité de bioénergie et de biocarburant produite, et la quantité de biocarburant stockée. Les bûches non commercialisables, les résidus de récolte, les copeaux de bois et la sciure ont été considérés comme matières premières. Ils ont déclaré que le stockage de la biomasse n'est pas considéré afin d'éviter la détérioration de la biomasse. Comme la forme de collecte de la biomasse peut avoir un impact sur son taux de détérioration et ses coûts, certains auteurs ont proposé des formes de collecte de la biomasse.

(Zhang , et al., 2013) En ont proposé trois : balles en vrac, balles carrées et balles rondes, la première est choisie en tant que meilleure option malgré les coûts de transportation aux intermédiaires pour le compactage car c'est grâce à ce dernier que la perte de matière sèche diminue.

(Larson, et al., 2015) Ont suggéré que la forme de balles carrées est préférable à la forme de balles rondes, car elle occupe efficacement l'espace de l'entrepôt et est plus facile à transporter, bien que la forme de balle carrée ait plus de pertes de matière sèche comparée à la balle ronde.

Les coûts liés à la qualité ont été considéré dans deux études celle de (Castillo-Villar, et al., 2017) et de (Nur, et al., 2021). Ils ont considéré différentes caractéristiques pour la biomasse provenant des fournisseurs avec des taux de détérioration différents.

(Nur, et al., 2021) Ont suggéré de prétraiter la biomasse en la densifiant dans les dépôts avant de sa conversion. Selon eux, la densification et le prétraitement de la biomasse peuvent impacter le processus de conversion de la biomasse et sur le coût de son transport. La distance entre les fournisseurs et les bioraffineries ont été prise en considération pour réduire la perte de qualité de la biomasse au fil du temps. Cette étude s'est focalisée sur la quantité de biomasse achetée, stockée, utilisée, et la quantité de production de bioéthanol.

I.6.3. Planification de la production d'une bioraffinerie existante

(Shabani, et al., 2013) Ont proposé de maximiser le profit total d'une bioraffinerie existante en considérant les résidus forestiers matière première. Le modèle implique l'approvisionnement en biomasse, le stockage, la production d'énergie et la gestion des cendres (coûts supplémentaires pour l'élimination des cendres après le processus de combustion). L'effet de la qualité de la biomasse sur la quantité d'électricité produite a été pris en compte dans le modèle.

Quant au stockage de l'énergie produite certaines études ont introduit différentes méthodes et technologies pour stocker l'énergie :

- 1) (Kousksou, et al., 2014) Et (Wichmann, et al.) ont utilisé des batteries (par exemple, batterie à écoulement, batterie au lithium).
- 2) (He, et al., 2021) Ont proposé d'utiliser le système de stockage à air comprimé.
- 3) Un système de stockage d'énergie thermochimique a été étudié par (Wu, et al., 2021)
- 4) En utilisant le stockage d'énergie magnétique supraconductrice (Diezmartínez, 2021)

À notre connaissance, aucune étude antérieure n'a considéré de stocker l'énergie en biocarburant dans un modèle de planification de la production pour la conversion de la biomasse en bioénergie et/ou en biocarburant, même si par exemple (Ma, 2021) a introduit l'idée mais sans la considérer dans le modèle.

I.7. Synthèse

L'état de l'art est résumé dans le tableau 1, il contient la littérature relative aux modèles de planification de la production de la bioénergie et du biocarburant. Dans la première colonne, « générique » signifie l'utilisation de plus d'un type de biomasse. Le stockage d'énergie sous forme de biocarburant signifie le stockage du biocarburant qui sera converti plus tard en bioénergie. L'horizon de planification est divisé en trois colonnes : continu, discret et période unique.

En conclusion, on constate une lacune dans la recherche sur la planification de la production pour une bioraffinerie qui utilise le stockage de l'énergie sous forme de biocarburant et le transformer en bioénergie en temps de besoin. Notre intérêt principal est l'intégration de la conversion du biocarburant en bioénergie dans le modèle de planification de la production.

Dans cette étude, nous considérons une bioraffinerie existante, un horizon de planification d'un an divisé en périodes, une période étant égale à un mois.

Chapitre I : Étude théorique

Article	Matière première	Stockage		Technologie de conversion				Stockage de l'énergie	Horizon de planification		
		Stockage de biomasse	Stockage de biocarburant	Prétraitement de la biomasse	De la biomasse au biocarburant	De la biomasse à la bioénergie	Du biocarburant à la bioénergie		Sous forme de biocarburant	Continu (multi-période)	Discret (multi-période)
(Eriksson, et al., 1989)	S	X		X					X		
(Gunnarsson, et al., 2004)	S	X		X						X	
(Kanzian, et al., 2009)	S	X		X						X	
(Zhang , et al., 2013)	S	X		X	X					X	
(Shabani, et al., 2013)	S	X				X				X	
(Cambero, et al., 2015)	S		X		X	X				X	
(Miret, et al., 2016)	G	X	X	X	X					X	
(Zhang , et al., 2016)	S	X			X					X	
(Gautam, et al., 2017)	S	X		X						X	
(Castillo-Villar, et al., 2017)	S				X					X	
(Bairamzadeh, et al., 2016)	S	X	X		X					X	
(Santibañez-Aguilar, et al., 2019)	G		X		X	X					X
(Nur, et al., 2021)	G	X	X		X					X	
Modèle proposé	G	X	X		X	X	X	X		X	

Tableau 1. Synthèse de l'état de l'art

Chapitre II : Les métaheuristiques

II.1. Introduction

Résoudre un problème d'optimisation combinatoire donné est un défi, car ce dernier possède généralement un nombre énorme de solutions réalisables, mais il faudra trouver la meilleure ou du moins la plus satisfaisante. Nous verrons dans ce chapitre divers méthodes de résolution avec leurs fonctionnements. Quelques métaheuristiques seront détaillées, en l'occurrence les algorithmes génétiques.

II.2. Généralités sur les problèmes d'optimisation

Nous avons mentionné dans le chapitre précédent que les problèmes liés aux différents niveaux de décisions des chaînes logistique peuvent être modélisés comme des problèmes d'optimisation avec des fonctions objectifs et des contraintes dont le résultat est la meilleure solution possible. Selon (Edwin, 2014), les problèmes relatifs aux différents niveaux des chaînes logistiques peuvent être très difficiles à résoudre. Ceci est dû à la considération des contraintes de plusieurs étapes de planification dans un seul problème, et souvent, la détermination de la solution optimale ou du moins réalisable devient impossible. Il faut alors combiner des techniques de recherche opérationnelle et de la conception d'algorithmes sophistiqués.

II.2.1. Complexité

La complexité est un indicateur de l'effort de calcul, dans un certain temps d'exécution, pour résoudre un problème d'optimisation. Dans la théorie de la complexité, on distingue la complexité d'un algorithme, qui est le temps requis pour effectuer un nombre d'étapes nécessaires dans le pire des cas pour résoudre le problème (temps polynomiale ou exponentiel), et la complexité du problème qui suit la complexité du meilleur algorithme qui le résout.

« *S'il existe un algorithme pouvant résoudre le problème en temps polynomiale, le problème est dit facile. Sinon, le problème est considéré difficile* ». (Edwin, 2014) . Les problèmes sont classés en différentes classes :

- Classe P : ensemble de tous les problèmes de décision qui peuvent être résolus en temps polynomiale, au moyen d'un algorithme déterministe (nombre d'étapes peut être calculée à l'avance).

- Classe NP : ensemble des problèmes de décision qui peuvent être résolus en temps polynomial par un algorithme non déterministe (on ne peut pas savoir avec certitude le nombre d'étapes).

II.2.2. Modélisation mathématique

La modélisation est le procédé par lequel nous utilisons des expressions mathématiques pour décrire une situation quantitative réelle. Modéliser consiste à écrire en notation mathématique ce qui est exprimé d'abord en mots en faisant intervenir des variables au besoin.

Les modèles sont classés selon la nature des variables de décision utilisées dans la formulation du problème. On distingue les problèmes en nombres réels, les IP ou integer problems et les MIP ou mixed integer programs.

Il existe des modèles mathématiques linéaires ou non linéaires selon la nature de la fonction objectif et toutes les contraintes. LP ou Linear Programming est un terme associé aux modèles linéaires en nombres réels. Il existe aussi des programmations linéaires en nombres entiers (ILP ou Integer Linear Programming) et programmation linéaire en nombres entiers mixtes (MILP ou Mixed Integer Linear Programming).

II.2.3. Méthodes de résolution

Après avoir formulé correctement un problème d'optimisation, la tâche principale consiste à de trouver les solutions optimales par une procédure de résolution utilisant les bonnes techniques mathématiques.

a- Les méthodes exactes

Elles déterminent la solution optimale du problème (optimum global) mais ils demandent souvent un effort de calcul très important et alors l'efficacité de ces algorithmes n'est prometteuse que pour les instances de problèmes de petites tailles. Les méthodes de résolution exactes diffèrent selon la nature du problème à résoudre :

- **Procédure par Séparation et Évaluation** ou le problème original est décomposé en un problème maître et plusieurs sous-problèmes de petite taille.
- **Programmation dynamique** est une méthode qui explore toutes les alternatives possibles, permettant de trouver la solution optimale par recherche exhaustive.
- **Programmation par contraintes** qui consiste à modéliser un problème par un ensemble de relations logiques, des contraintes, imposant des conditions sur

l'instanciation possible d'un ensemble de variables définissant une solution du problème.

- **Programmation linéaire** qui dans sa forme standard ne contient que des contraintes sous la forme d'égalité.

b- Méthodes approchées

Les méthodes approchées ne fournissent pas forcément une solution optimale, mais seulement une bonne solution dans un temps raisonnable. Selon (Buschkühl, et al., 2010), il y a cinq classes de méthodes approchées :

- **Heuristiques basées sur la programmation mathématique** : une manière simple de concevoir une telle heuristique consiste à limiter le temps d'exécution ou le nombre d'itérations d'une méthode exacte.
- **Heuristiques Lagrangiennes** : sont des approches de solution itératives appliquant la relaxation lagrangienne. Dans la relaxation lagrangienne, les contraintes compliquées d'un problème sont relâchées et leur violation est sanctionnée par une pénalité dans la fonction objectif.
- **Décomposition et d'agrégation** : l'idée est de résoudre des sous-problèmes de taille réduite, puis de coordonner les solutions individuelles.
- **Heuristiques gloutonnes spécifiques au problème** : un ensemble d'algorithmes heuristiques plutôt intuitifs. En partant de zéro et en travaillant période par période ou en partant d'une solution initiale donnée.
- **Métaheuristiques** : Ce sont des algorithmes heuristiques développés. Méta signifie "au-delà" ou "niveau supérieur", et leurs performances sont généralement meilleures que celles des heuristiques simples. Ils utilisent un certain compromis entre la randomisation et la recherche locale. La partie suivante explique cette méthode.

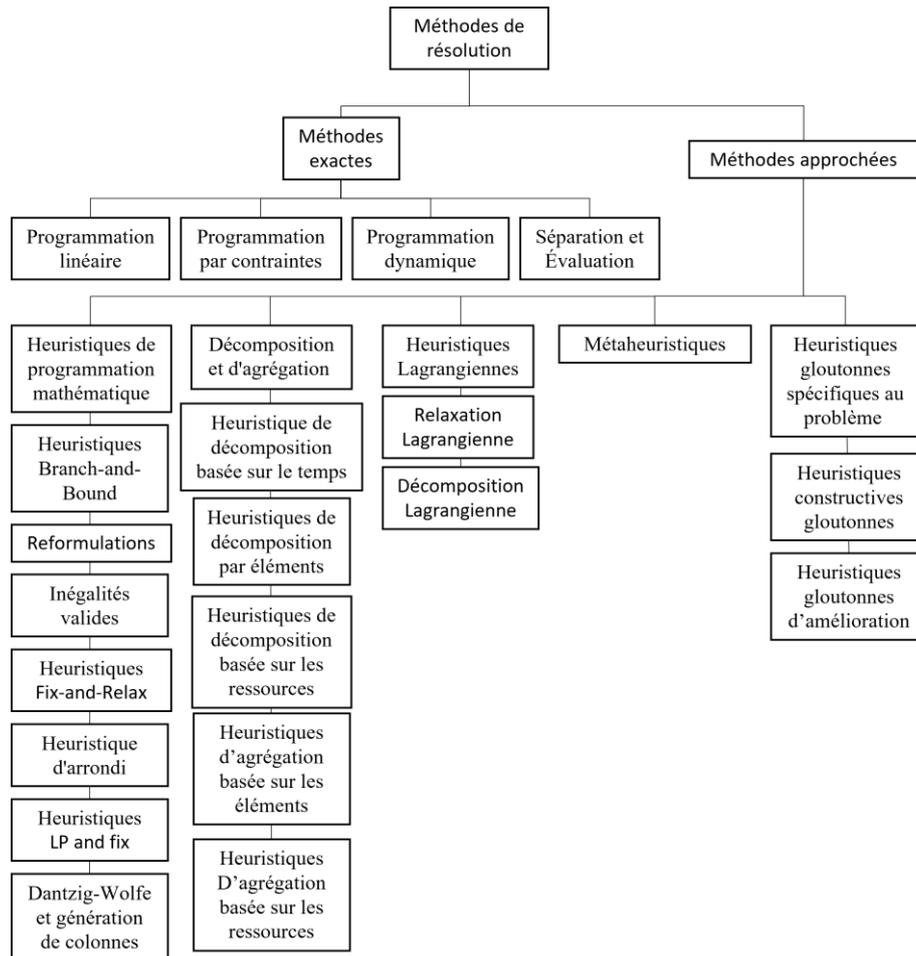


Figure II.2-1. Méthodes de résolution

II.3. Généralités sur les métaheuristiques

(Yang, 2010) Pense que tout au long de l'histoire, les humains ont eu recours aux essais et aux erreurs pour résoudre des problèmes. Même nos expériences d'apprentissage sont dominées par l'heuristique et la métaheuristique.

Selon (Buschkühl, et al., 2010) Une métaheuristique est une méthode de résolution d'un problème d'optimisation basée sur une stratégie générale guidant le processus, en intégrant des mécanismes qui explorent l'espace de solutions et qui évitent de se retrouver piégé dans des zones fermées de cet espace, qui peut également inclure des solutions infaisables, où la violation de contraintes est pénalisée.

Les métaheuristiques sont connues comme des procédures d'amélioration partant d'une solution initiale. Deux principes de base régissent le comportement des métaheuristiques : l'intensification, qui favorise l'exploration, et la diversification, qui permet l'exploitation. L'intensification est une étape de la recherche qui vise à améliorer la qualité de la solution, et la diversification permet d'explorer de nouvelles zones et d'éviter de rester dans la région d'un

optimum local. Les algorithmes métaheuristiques vont des simples procédures de recherche locale aux processus d'apprentissage complexes.

II.3.1. Analyse des performances

(Talbi, 2009) Mentionne que pour évaluer correctement les performances d'une métaheuristique, trois étapes doivent être prises en compte :

- a) **La conception expérimentale** : Les objectifs des expériences et les facteurs doivent être définis dans un premier temps, ensuite on sélectionne des instances pour tester et évaluer la métaheuristique. Ces instances peuvent être réelles où des standards retirés de bibliothèques publiques sur Internet, et on devra les diviser en deux sous-ensembles : le premier sous-ensemble pour régler les paramètres de la métaheuristique et le second pour évaluer les performances des algorithmes de recherche.
- b) **L'évaluation** : On devra sélectionner dans cette étape les mesures de performance et les indicateurs à calculer. Des indicateurs qualitatifs tels que le coût de développement, la simplicité, la facilité d'utilisation, et la flexibilité peuvent être utilisés, mais les plus importants sont les indicateurs de :
 - La qualité des solutions : ils sont basés sur la mesure de la distance ou de l'écart en pourcentage de la solution obtenue par rapport à la solution optimale globale, la solution de limite inférieure/supérieure, la meilleure solution connue, besoins ou solution réelle mise en œuvre.
 - L'effort de calcul : c'est le temps de calcul pris par la métaheuristique pour résoudre le problème, il varie selon les critères d'arrêt utilisés : temps pour obtenir une solution cible donnée, temps pour obtenir une solution dans un pourcentage donné par rapport à une solution donnée, nombre d'itérations, etc.
 - Robustesse : Dans les métaheuristiques, la robustesse mesure la performance des algorithmes en fonction de différents types d'instances d'entrée et/ou de problèmes. La métaheuristique doit être capable d'obtenir de bonnes performances sur une grande variété d'instances et/ou de problèmes en utilisant les mêmes paramètres. Ces derniers peuvent être surajustés en utilisant l'ensemble d'instances d'apprentissage et moins efficaces pour d'autres instances.
 - Analyse statistique : Les tests statistiques sont effectués pour estimer la confiance dans la validité scientifique des résultats (c'est-à-dire pour

déterminer si une conclusion obtenue est due à une erreur d'échantillonnage).

La sélection d'un outil de test d'hypothèse statistique donné est effectuée en fonction des caractéristiques des données.

- c) **Rapports** : Enfin, les résultats sont présentés de manière exhaustive, et une analyse est effectuée en fonction des objectifs définis. Une autre question importante ici est d'assurer la reproductibilité des expériences de calcul.

II.3.2. Modes d'inspiration

Il existe dans la littérature plusieurs métaheuristiques, chacune a des caractéristiques mais aussi une source d'inspiration depuis laquelle elle a été développé, on trouve alors 2 grandes catégories d'inspiration :

- Algorithmes basés sur l'évolution : ils s'inspirent des phénomènes de l'évolution biologique, comme la sélection, la mutation et le croisement dans une population. (Algorithmes génétiques, Évolution différentielle...)
- Inspiré de la nature : ces méthodes sont inspirées du comportement des bio-organismes qu'on retrouve dans la nature et sont divisées en cinq catégories :
 - Les méthodes basées sur les essais : essais de particules (Kennedy, et al., 1995), Colonie de fourmis (Dorigo, et al., 1996)...
 - Les méthodes basées la physique/chimie : réactions chimiques (Lam, et al., 2009), Trou noir (Hatamlou, 2013) ...
 - Les méthodes basées sur l'humain : Algorithme compétitif impérialiste (Atashpaz-Gargari, et al., 2007), Algorithme culturel (Reynolds, 1994)
 - Les méthodes basées sur les plantes : mauvaises herbes envahissantes (Mehrabian, et al., 2006)...
 - Les méthodes bio-inspirées : Algorithme du troupeau de krill (H., et al., 2012), Algorithme de recherche du corbeau... (Askarzadeh, 2016)

(Harifi, 2020) a mis en œuvre un algorithme nommé Construction de la pyramide de Gizeh et a introduit l'inspiration des civilisations antiques.

II.4. Classification des métaheuristiques

Chaque métaheuristique a ses propres caractéristiques et utilise une stratégie de recherche spécifique. C'est pour cela qu'on peut classer les métaheuristiques selon différents critères, on verra alors si une métaheuristique est inspirée de la nature ou non, si elle est avec ou sans

mémoire, déterministe ou stochastique, itérative ou gloutonne, dynamique ou statique, à une solution ou à une population de solution. Dans cette thèse on verra cette dernière classification, i.e. métaheuristiques à une solution ou population de solutions.

II.4.1. Une solution

Les métaheuristiques à solution unique commencent par une solution unique et s'en éloignent progressivement en cherchant à trouver une meilleure solution en parcourant de plus en plus l'espace de recherche, créant ainsi une trajectoire. On cite parmi les métaheuristiques à une solution les plus connues :

- **Le recuit simulé** : Cette métaheuristique mise en œuvre par (Kirkpatrick, et al., 1983) est inspirée du processus de recuit physique utilisé en métallurgie, où on chauffe le matériau à une haute température puis on le refroidit lentement pour obtenir une structure solide. De soit l'algorithme du recuit simulé génère une solution initiale qui ensuite recevra une perturbation qui lui permettra de changer. Si cette perturbation améliore la fonction objectif f la modification sera retenue. Dans le cas contraire elle sera retenue mais avec une probabilité, ce qui permettra d'explorer le maximum de l'espace de recherche.

Algorithme : (Talbi, 2009)

Input : Calendrier de refroidissement.

$s = s_0$; / * Générer la solution initiale * /

$T = T_{max}$; / * température de départ * /

Répéter

Répéter / * À une température fixe * /

Générer un voisin aléatoire s' ;

$\Delta E = f(s') - f(s)$;

Si $\Delta E \leq 0$ **Alors** $s = s'$ / * Accepter la solution voisine * /

Sinon Accepter s' avec une probabilité $e^{-\Delta E/T}$;

Jusqu'à la condition d'équilibre / * e.g. un nombre donné d'itérations exécutées à chaque température T * / $T = g(T)$; / * Mise à jour de la température * /

Jusqu'à ce que les critères d'arrêt soient satisfait / * e.g. $T < T_{min}$ * /

Output: Meilleure solution trouvée.

- **La recherche locale** : En commençant d'une solution initiale, on choisit à chaque itération un point dans le voisinage de la solution actuelle qui améliore la fonction

objectif à partir d'une solution initiale. Le critère d'arrêt est atteint lorsque plus aucune solution voisine n'améliore la solution actuelle.

Algorithme : (Talbi, 2009)

$s = s_0$; / * Générer une solution initiale s_0 * /

Tant que critère d'Arrêt non vérifié

 Générer $N(s)$; / * Génération de candidats voisins * /

Si il n'y a pas de meilleur voisin **Alors** Arrêter ;

$s = s'$; / * Sélectionnez un meilleur voisin $s' \in N(s)$ * /

Fin tant que

Output : Solution finale trouvée (optima local).

- **La recherche tabou** : Cet algorithme est comme celui d'une recherche locale, mais il accepte des solutions non améliorantes lorsque tous les voisins le sont. Il utilise une liste tabou qui enregistre les dernières solutions rencontrées qu'on ne pourra plus visiter. Et donc cet algorithme prend à chaque itération le meilleur voisin non tabou, même si il dégrade la fonction objectif. (Glover, 1986)

Algorithme : (Talbi, 2009)

$s = s_0$; / * Solution initiale * /

Initialiser la liste tabu, la mémoire à moyen et long terme ;

Répéter

 Trouver le meilleur voisin admissible s' ; / * non tabu ou critère d'aspiration valable* /
 $s = s'$;

 Mettre à jour la liste tabu, conditions d'aspiration, mémoire à moyen et long terme ;

Si le critère d'intensification tient **Alors** intensification ;

Si le critère de diversification est valable **Alors** diversification ;

Jusqu'à Critères d'arrêt satisfaits

Output: Meilleure solution trouvée.

II.4.2. Population de solutions

Dans ces algorithmes, à chaque itération une nouvelle population de solutions est générée et est intégrée à la population initiale à l'aide des procédures de sélection. Le processus de recherche est arrêté lorsqu'une condition donnée est satisfaite.

- a) **Optimisation par essais de particules** : cet algorithme imite le comportement des animaux dans la nature pour trouver un endroit où il y a de la nourriture. (Kennedy, et al., 1995). Un essaim est constitué de particules volant dans un espace de recherche à dimensions. Chaque particule i est une solution candidate au problème. Le succès de certaines particules va influencer le comportement de leurs pairs. Chaque particule va vers l'optimum global en fonction de la meilleure position visitée par elle-même et celle visitée par l'ensemble de l'essaim.

Algorithme : (Talbi, 2009)

Initialisation aléatoire de l'ensemble de l'essaim ;

Répéter

Évaluer $f(x_i)$;

Pour toutes les particules i

Mettre à jour des Vitesses :

$$v_i(t) = v_i(t-1) + \rho_1 \times (p_i - x_i(t-1)) + \rho_2 \times (p_g - x_i(t-1)) ;$$

Passer à la nouvelle position : $x_i(t) = x_i(t-1) + v_i(t)$;

If $f(x_i) < f(p_{besti})$ **Alors** $p_{besti} = x_i$;

If $f(x_i) < f(g_{best})$ **Alors** $g_{best} = x_i$;

Mettre à jour (x_i, v_i) ;

Fin Pour

Jusqu'à critère d'arrêt

- b) **CLONALG** : basé sur la théorie de la sélection clonale qui est une théorie pour modéliser les réponses du système immunitaire à l'infection. Tout d'abord, une population de N anticorps est générée de manière aléatoire. Chaque anticorps représente une solution pour le problème d'optimisation cible. Ensuite, des anticorps sont sélectionnés, clonés et mutés pour construire une nouvelle population d'anticorps candidats. Les anticorps génèrent des clones proportionnellement à leurs affinités. Plus l'affinité est élevée, plus le nombre des clones est élevé. (deCastro, et al., 2000)

Algorithme :

Input: Population initiale P_0 .

$P = P_0$; / * Génération de la population initiale d'anticorps aléatoires */

Répéter

Évaluer tous les anticorps existants et calculer leurs affinités ;

Sélectionner $N\%$ d'anticorps ayant les affinités les plus élevées ;

Cloner les anticorps sélectionnés ;

Maturation des anticorps clonés ;

Évaluer tous les anticorps clonés ;

Ajouter R% des meilleurs anticorps clonés aux anticorps ;

Éliminer les pires membres des anticorps ;

Ajouter de nouveaux anticorps aléatoires dans la population ;

Jusqu'à Critères d'arrêt satisfaits

Output: Meilleure population trouvée.

c) Algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques s'inspirent de la sélection naturelle et de la génétique naturelle : le plus apte survivra. Bien qu'ils soient aléatoires, les algorithmes génétiques ne sont pas une simple marche au hasard. Ils exploitent efficacement les informations historiques pour spéculer sur de nouveaux points de recherche avec une amélioration attendue des performances.

Les algorithmes génétiques ont été développés par John Holland, ses collègues, et ses étudiants à l'Université du Michigan. (Goldberg, 1989)

La population dans un algorithme génétique contient plusieurs individus/chromosomes, chacun de ces derniers est une solution candidate pour le problème donné. Un gène est une position au sein du chromosome et, chaque gène a une donnée spécifique, qui sera nommée allèle.

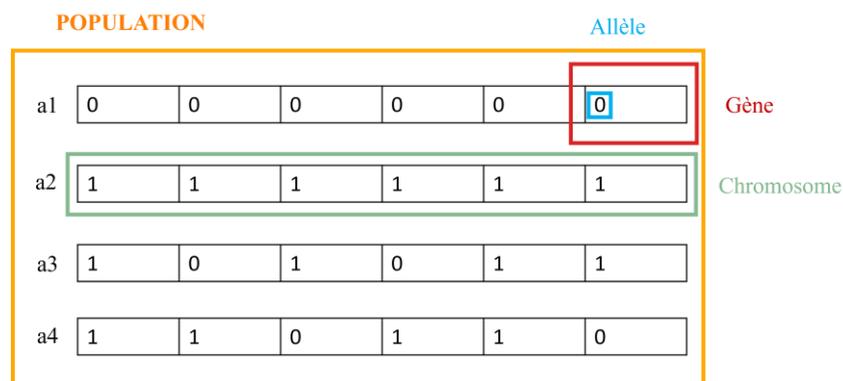


Figure II.4-1. Exemple d'une population

Ainsi, nous avons d'une série d'individus ayant des allèles (données) différents. Chaque individu est évalué à l'aide d'une fonction, appelée fitness. Une fois la fitness de chaque individu calculée, un processus de sélection des individus sera effectué : ceux avec les meilleurs fitness seront gardés.

Ensuite, les individus vont 'se reproduire' pour générer de nouveaux individus. Ce qui se fera grâce à des opérateurs génétiques, tels que le croisement et la mutation.

Pour entrer dans les détails, nous allons expliquer le processus partie par partie :

➤ **Génération de la population initiale**

La population initiale peut être générée aléatoirement, par des heuristiques, ou par des techniques spécifiques au problème. La taille de la population doit être bien générée pour assurer une bonne exploration de l'espace de recherche. (BELKAID, 2014)

➤ **Sélection**

Il est important de bien sélectionner les individus qui donneront leurs allèles aux générations suivantes, c'est pour cela qu'il existe plusieurs méthodes de sélection :

- Méthode de la roulette : plus la fitness est bonne, plus l'individu a de chances d'être choisi. La façon de calculer la probabilité de l'individu est de diviser sa fitness par la somme totale des fitness.
- Classement : Dans la méthode de la roulette, on peut se retrouver avec de nombreux individus qui ont des probabilités similaires. Ainsi, la méthode de classement consiste à ordonner les individus en fonction de leur fitness.
- Sélection à l'état stable : consiste à remplacer des individus à faible fitness par la reproduction d'individus à meilleur fitness.
- Sélection par tournois : Des couples sont créés aléatoirement et l'individu qui a la meilleure fitness dans le couple sera sélectionné.
- Élitisme : les individus ayant la meilleure fitness ont une descendance qui leur est identique.

➤ **Croisement**

Le croisement est un opérateur génétique qui implique la combinaison de deux individus, pour créer un nouvel individu avec les gènes des parents :

- Le croisement en un point : consiste à diviser les allèles des parents en deux. L'enfant prendra une partie des allèles d'un parent et l'autre partie de l'autre parent.

Chapitre II : Les métaheuristiques

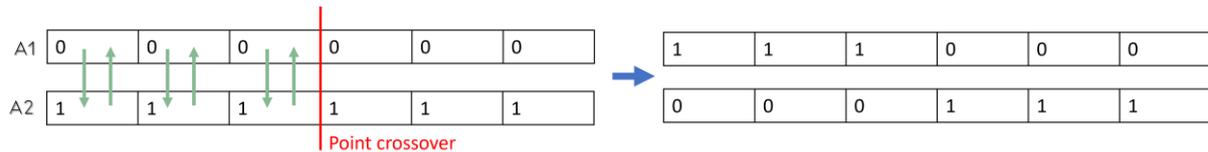


Figure II.4-2. Exemple de Croisement en un point

- **Croisement multipoint** : suit la même idée que le point précédent, mais les allèles sont divisés en 3 groupes ou plus.
 - **Croisement uniforme** : les allèles sont choisis aléatoirement dans l'un des parents, rendant l'enfant une sélection aléatoire des gènes des parents.
 - **Croisement des listes ordonnées** : lorsque les chromosomes ne sont pas des solutions valables ce type de croisement permet d'ajouter une série de conditions au croisement.
- **Mutation**

Tout comme le croisement, la mutation est aussi un opérateur génétique mais celui-ci consiste à effectuer un changement sur un seul individu afin de créer un nouvel individu dans la population :

- **Mutation aléatoire** : consiste à faire muter, au hasard, un allèle (changer une valeur) dans l'individu sélectionné.
- **Rétrécissement** : consiste à ajouter une valeur aléatoire issue d'une distribution normale (ou d'un autre type de distribution, comme une distribution uniforme), à une des valeurs de l'individu.

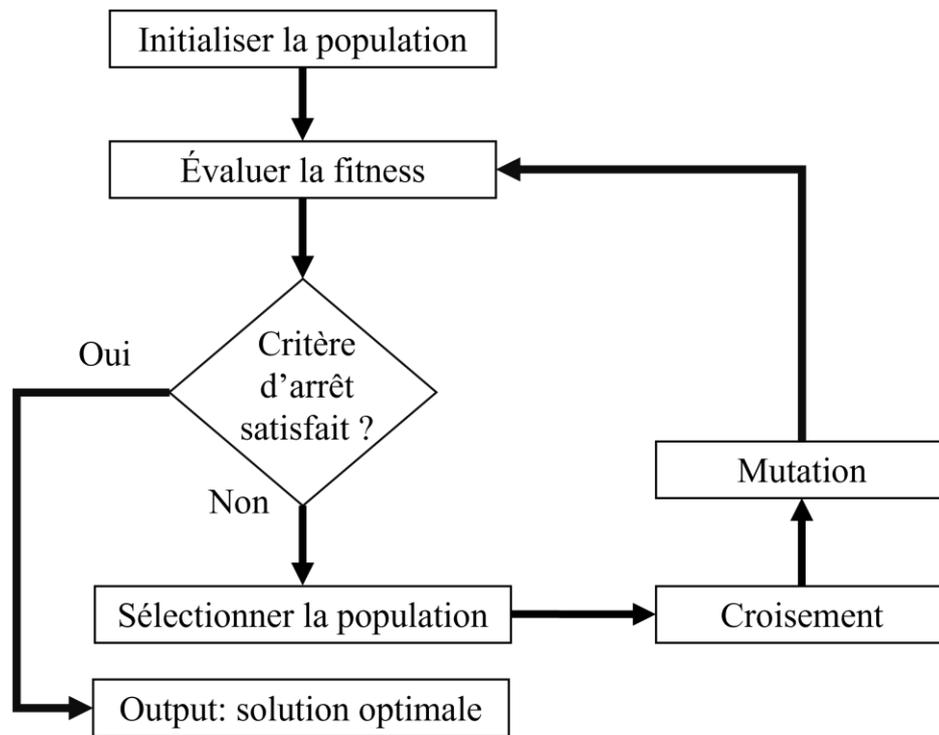


Figure II.4-3. Structure basique d'un algorithme génétique

Algorithme : (Talbi, 2009)

Initialiser une population d'individus μ ;

Évaluer les μ individus ;

Répéter

 Générer λ progénitures à partir de parents μ ;

 Évaluer les descendants λ ;

 Remplacer la population par des individus μ de parents et de progénitures ;

Jusqu'à Critères d'arrêt valide

Output Meilleur individu ou population trouvé.

L'utilisation de cette métaheuristique est efficace dans le domaine des chaînes logistiques des biomasses, on trouve son utilisation par exemple dans une optimisation des chaînes logistiques intégrées de bioénergie (Ayoub, et al., 2009) ou encore dans l'optimisation des bioraffineries (aharana, et al., 2017)

II.5. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre des généralités sur les problèmes d'optimisation et leurs méthodes de résolutions, exactes et approchées. Les métaheuristiques sont les plus détaillés dans cette thèse, car nous avons choisi une métaheuristique pour la résolution de notre

Chapitre II : Les métaheuristiques

problème. Celle-ci est les algorithmes génétiques qui se montrent très efficaces dans la résolution des problèmes d'optimisation des chaînes logistiques. Mais ils ne sont pas beaucoup exploités dans le domaine de la bioénergie et les biocarburants, ce qui nous a motivé à utiliser cette méthode.

Chapitre III : Modélisation

III.1. Introduction

Nous proposons un modèle de planification de production multi-période pour une bioraffinerie qui converti de la biomasse en bioénergie et biocarburant sous une demande dynamique. L'objectif est de maximiser le profit de la bioraffinerie. Le but est d'optimiser :

1. La quantité de biomasse à acheter, stocker, affecter et à convertir en bioénergie ou en biocarburant.
2. La quantité de bioénergie et de biocarburant générée.
3. La quantité de bioénergie à vendre et de biocarburant à vendre et à stocker.

III.2. Description du problème

La structure générale d'un système de production de bioénergie est présentée dans la figure 1. Typiquement on trouve dans une bioraffinerie des technologies de conversion et des entrepôts. Dans cette figure, B est le type de biomasse, T représente les périodes, F le biocarburant, et E la bioénergie. Une seule bioraffinerie est considérée dans l'exemple de système de production de bioénergie, bien que plusieurs bioraffineries puissent également être utilisées.

Différents types de biomasse fraîche $B_{b,t}$ sont apportés à la bioraffinerie et puis stockés dans les entrepôts $I_{b,t}^B$.

Ensuite, la biomasse est affectée à deux types de technologies de conversion : biomasse en biocarburant $Y_{b,t}^F$ (bioéthanol, biodiesel...) et biomasse en bioénergie $Y_{b,t}^E$ (chaleur, électricité...) qui sera vendu directement E_t^B , contrairement au biocarburant F_t qui sera stocké dans un entrepôt I_t^F et qui pourra être vendu en tant que carburant F_t^C , ou converti en bioénergie

Y_t^{FE} et livré après E_t^F .

Le stockage d'énergie est l'un des défis qui confrontent les systèmes de production de bioénergie. Notre système de production arrive à stocker la bioénergie pendant une longue durée grâce au stockage de l'énergie sous forme de biocarburant.

Ce stockage aidera aussi à résoudre un autre défi dans les productions où la matière première est périssable (la biomasse dans notre cas). Il évitera l'achat de grande quantité de biomasse et alors évitera des pertes causées par la diminution de qualité de la biomasse.

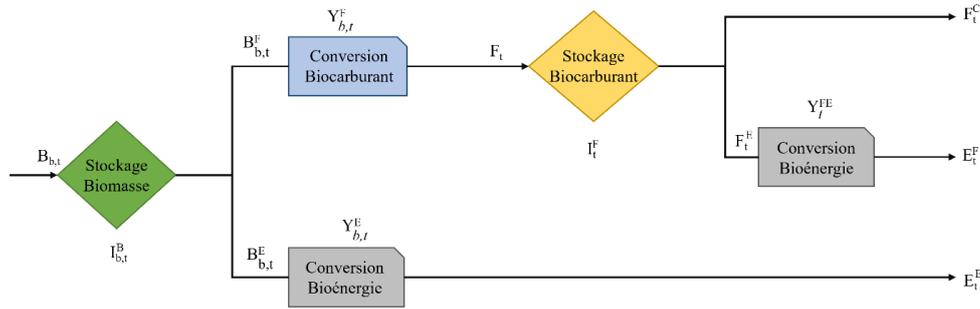


Figure III.2-1 Figure illustrative du système de la bioraffinerie

III.3. Développement du modèle mathématique

Avant de formuler le problème, nous décrivons verbalement le système de production :

Maximiser le profit =

[Revenu du biocarburant + Revenu de la bioénergie]

-[Coûts d'achat de biomasse + coûts de la production + coûts de stockage].

Sous contraintes de :

Disponibilité de la biomasse

Stockage de biocarburants

Incertitude de la demande

Taux des productions (conversion)

III.3.1. Fonction objectif

Le modèle proposé de maximiser le bénéfice total. Les revenus totaux comprennent les revenus obtenus par la vente de : biocarburant au client, de bioénergie générée à partir de la biomasse, et de bioénergie générée à partir de biocarburant.

Les coûts totaux comprennent les coûts engendrés par l'achat de la biomasse, les coûts de conversion de la biomasse en biocarburant et bioénergie et du biocarburant en bioénergie, et le coût du stockage de la biomasse et du biocarburant.

$$\begin{aligned}
 \text{Max } & \sum_t (p^F \cdot F_t^C + p^E \cdot (E_t^F + E_t^E)) \\
 & - \sum_t \sum_b (c_{b,t}^B \cdot B_{b,t} + c_{b,t}^{BF} \cdot B_{b,t}^F + c_{b,t}^{BE} \cdot B_{b,t}^E + c_t^{FE} \cdot F_t^E) \\
 & - \sum_t \sum_b h_b^B \cdot I_{b,t}^B - \sum_t h^F \cdot I_t^F \\
 & - \sum_t \sum_b S_{b,t}^F \cdot Y_{b,t}^F - \sum_t \sum_b S_{b,t}^E \cdot Y_{b,t}^E - \sum_t S_t^{FE} \cdot Y_t^{FE}
 \end{aligned} \tag{1}$$

Set		$\omega_{b,t}$	Biomasse disponible	Variables continues	
B	Type de biomasse	α^F	Taux de conversion en biocarburant	$B_{b,t}$	Biomasse achetée
T	Période	α^E	Taux de conversion en bioénergie	F_t^C	Biocarburant pour le client
		Ψ	Un grand nombre	F_t^E	Biocarburant pour la bioénergie
		D_t^{Fmax}	Demande maximale de biocarburant	F_t	Biocarburant total $F_t = F_t^C + F_t^E$
Paramètres		D_t^{Emax}	Demande maximale de bioénergie	E_t^B	Bioénergie issue de la biomasse
p^F	Prix de vente des biocarburants	η^{FE}	Taux de conversion des biocarburants en bioénergie	E_t^F	Bioénergie à partir de biocarburants
p^E	Prix de vente de la bioénergie			$I_{b,t}^B$	Stockage de la biomasse
$c_{b,t}^B$	Coût de la biomasse	Variables binaires		I_t^F	Stockage des biocarburants
$c_{b,t}^{BF}$	Coût de la conversion de biomasse en biocarburant	$Y_{b,t}^F$	Configuration de conversion en biocarburants	$B_{b,t}^F$	Biomasse pour la configuration biocarburants
$c_{b,t}^{BE}$	Coût de la conversion de biomasse en bioénergie	$Y_{b,t}^E$	Configuration de conversion en bioénergie	$B_{b,t}^E$	Biomasse pour la configuration bioénergie
c_t^{FE}	Convertir les biocarburants en bioénergie	Y_t^{FE}	Configuration de conversion de biocarburant en bioénergie		
h_b^B	Coût de stockage de la biomasse				
h^F	Coût de stockage des biocarburants				
$S_{h,t}^F$	Coût d'installation fixe du biocarburant				
$S_{h,t}^E$	Coût d'installation fixe de bioénergie				
S_t^{FE}	Coût d'installation de bioénergie à partir de biocarburants				

Tableau 2. Paramètres et variables utilisées

III.3.2. Contraintes

La contrainte (2) garantis que la quantité de biomasse b provenant des fournisseurs ne peut être supérieure à la biomasse disponible à chaque période.

$$B_{b,t} \leq \omega_{b,t} \quad \forall b, t \quad (2)$$

La contrainte (3) s'assure que la quantité de biomasse fraîche achetée des fournisseurs en période (t) plus la quantité qui se trouve au stock en période (t-1) est égale à la quantité de l'inventaire de biomasse en (t) plus la quantité de biomasse fraîche affectée à la technologie des biocarburants en (t) plus la quantité de biomasse fraîche affectée à la technologie de la bioénergie en (t).

$$I_{b,t-1}^B + B_{b,t} = I_{b,t}^B + B_{b,t}^F + B_{b,t}^E \quad \forall b, t \quad (3)$$

La contrainte (4) s'assure que la quantité de biocarburant générée par la technologie des biocarburants plus le stock de biocarburant à la fin de la période t-1 doivent être égales au stock de biocarburant à la fin de la période t plus la quantité de biocarburant qui est directement vendue au client plus la quantité de biocarburant affectée à la technologie pour générer de la bioénergie.

$$I_{t-1}^F + F_t = I_t^F + F_t^C + F_t^E \quad \forall b, t \quad (4)$$

La contrainte (5) s'assure que la variable binaire de la configuration de conversion de biomasse en biocarburant concorde avec la quantité de biomasse dédiée à la production de biocarburant en (t), i.e. si la variable binaire est nulle alors la quantité aussi, si la variable est égale à 1 elle est multipliée par un grand nombre et ainsi $B_{b,t}^F$ peut prendre n'importe quelle valeur non nulle

$$B_{b,t}^F \leq Y_{b,t}^F \cdot \Psi \quad \forall b, t \quad (5)$$

Même chose pour la contrainte (6) mais celle-ci concerne la conversion en bioénergie.

$$B_{b,t}^E \leq Y_{b,t}^E \cdot \Psi \quad \forall b, t \quad (6)$$

Également pour la (7), en revanche celle-ci est pour la conversion du biocarburant en bioénergie.

$$F_t^E \leq Y_t^{FE} \cdot \Psi \quad \forall t \quad (7)$$

Les contraintes 8 et 9 s'assurent que les demandes maximales ne sont pas dépassées. La contrainte (8) concerne la demande en biocarburant, et la (9) concerne la demande en bioénergie qui peut être satisfaite depuis la conversion de biomasse en bioénergie ou de la conversion du biocarburant en bioénergie.

$$F_t^C \leq D_t^{Fmax} \quad \forall t \quad (8)$$

$$E_t^F + E_t^B \leq D_t^{Emax} \quad \forall t \quad (9)$$

La contrainte (10) garantit que la quantité de biomasse dédiée à la production de biocarburant multipliée par le taux de conversion en biocarburant est égal à la quantité de biocarburant produite. De même pour les contraintes 11 et 12.

$$\sum_b \alpha^F \cdot B_{b,t}^F = F_t \quad \forall t \quad (10)$$

$$\sum_b \alpha^E \cdot B_{b,t}^E = E_t^B \quad \forall t \quad (11)$$

$$\eta^{FE} \cdot F_t^E = E_t^F \quad \forall t \quad (12)$$

Les contraintes (14), sont des contraintes de non-négativité du modèle. Et (15) concerne les variables binaires.

$$B_{b,t}, B_{b,t}^F, B_{b,t}^E, F_t, F_t^C, F_t^E, E_t^F, E_t^B, I_t^F, I_{b,t}^B \geq 0 \quad \forall b, t \quad (13)$$

$$Y_{b,t}^F, Y_{b,t}^E, Y_t^{FE} \in \{0,1\} \quad \forall b, t \quad (14)$$

III.3.3. Données

Le modèle proposé a été appliqué à un cas de base avec des données compilées à partir de différentes sources. Nous avons considéré 5 types de biomasse : les cannes de maïs, la paille de blé, le panic raide, les résidus forestiers et les déchets de scierie pour lesquelles la disponibilité varie selon les périodes.

Périodes	Canne de maïs ^a	Paille de blé ^a	Panic raide ^b	Résidus forestiers ^c	Déchets de scierie ^c
1	0	0	691358	115038	2088
2	0	0	460905	115038	2088
3	0	0	576132	69844	2088
4	0	0	576132	0	2088
5	15636	93423	1267491	16434	2088
6	39091	233559	1267491	32868	2088
7	39091	23559	1728396	98604	2088
8	48864	291949	2534982	90387	2088
9	52773	315305	1843623	82170	2088
10	0	0	115226	73953	2088
11	0	0	115226	65736	2088
12	0	0	115226	57519	2088

Tableau 3. Quantité de biomasse disponible par période par tonnes

^a (Bairamzadeh, et al., 2016) ^b (Ghadery, et al., 2018) ^c (Cambero, et al., 2015)

La conversion de ces 5 types de biomasse se fait selon deux technologies : conversion biochimique (fermentation) avec laquelle la canne de maïs, la paille de blé et le panic raide en bioéthanol. Et la conversion thermochimique (combustion) qui convertit les résidus forestiers, les déchets de scierie et le bioéthanol en les brûlant en bioénergie.

	Coût d'achat (\$/tonne)	Technologie des biocarburants		Technologie de la bioénergie	
		Taux de conversion (m ³ /tonne)	Coût de conversion (\$/tonne)	Taux de conversion (MWh/tonne)	Coût de conversion (\$/tonne)
Canne de maïs	20	0.272	21	-	-
Paille de blé	21	0.270	21	-	-
Panic raide	26	0.313	21	-	-
Résidus forestiers	24	-	-	0.956	16.5
Déchets de scierie	19	-	-	0.895	16.5
Biocarburant	-	-	-	2.776 (MWh/m ³)	15 (\$/m ³)

Tableau 4. Caractéristiques des types de biomasse
(Bairamzadeh, et al., 2016) (Cambero, et al., 2015) (Ghaderi, et al., 2018) (Mahjoub, et al., 2020)

Produit	Demande annuelle maximale	Prix de vente (\$)	Coût de stockage (\$)
Bioéthanol (m ³)	11865764	350	5.283
Bioénergie (électricité MWh)	7194050	148	-
Biomasse (tonne)	-	-	0.0375

Tableau 5. Paramètres

www.irena.org, (Bairamzadeh, et al., 2016)

Les tableaux 3, 4 et 5 présentent les données nécessaires pour résoudre le problème.

III.4. Expérimentations

Nous avons fait la résolution du modèle dans le solveur Lingo, sur un processeur intel core i5, 2.30 GHz avec 8GB de RAM.

III.4.1. Évaluation

Dans un premier temps nous avons testé l'efficacité du modèle avec de petites instances où la solution est prévisible et calculable à la main. Nous avons considéré 2 périodes avec 5 types de biomasse avec les paramètres suivants :

Période	Biomasse disponible (tonnes)					Demande bioénergie	Demande biocarburant
	39091	23559	1728396	98604	2088		
7	39091	23559	1728396	98604	2088	97000 MWh	557000 m ³
8	48864	291949	2534982	90387	2088	90000 MWh	900000 m ³

Tableau 6. Paramètres pour évaluation

D’abord, nous avons calculé à la main la fonction objectif optimal pour ce cas de figure avec plusieurs scénarios. Sachant que la demande de la période 7 en biocarburant est inférieure à la quantité que peut produire la bioraffinerie avec la biomasse disponible en cette période.

- Scénario 1 : Les quantités disponibles de la biomasse sont achetées au complet chaque période. La demande de la période 7 est satisfaite en biocarburant et le reste de biomasse sera stocké, et utilisé pour satisfaire la demande de la période 8 en biocarburant.
- Scénario 2 : Les quantités disponibles de la biomasse sont achetées au complet chaque période. Les pailles de blé acheté en t=7 seront stocké en entier pour t=8 et utilisés. La demande en biocarburant t=7 n’est pas complètement satisfaite, mais celle de la période 8 est mieux satisfaite que celle du scénario 1.
- Scénario 3 : Les pailles de blé ne sont pas achetées en t = 7. Et alors les demandes ne sont pas complètement satisfaites.
- Scénario 4 : Aucune production d’énergie, car le coût de vente d’énergie est moins important que celui du biocarburant.

Le tableau 7 résume les scénarios considérés et les résultats :

Scénario	Revenu total	Coût total	Profit
1	309421285,932	225058776,837	84362509,095
2	309421285,932	225039523,963	84381761,970
3	308123656,212	224049162,500	84074493,712
4	293186265,096	217236257,000	75950008,096

Tableau 7. Scénarios et résultats du calcul à main

D’après les résultats, la solution optimale est celle du deuxième scénario. Nous avons ensuite modélisé sur Lingo pour confirmer le résultat, qui a donné le même résultat que le deuxième résultat. Nous confirmons alors l’efficacité du modèle élaboré.

III.4.2. Application sur le cas d’étude

Après avoir testé l’efficacité du modèle, nous avons procédé à l’appliquer sur notre cas d’étude afin d’obtenir une des informations sur la rentabilité et l’optimisation des opérations de la bioraffinerie. Les résultats sont comme suit :

Profit (\$)	Biocarburant produit (m ³)	Bioénergie produite de biomasse (Mwh)	Bioénergie produite de biocarburant (Mwh)
852090300	3838810	804042,116	20579,1931
852090300			

Tableau 8. Résultat cas d’étude

III.5. Analyse des résultats

III.5.1. L'effet du stockage de bioénergie

Comme expliqué dans la partie précédente, notre modèle a deux outputs : bioénergie qui ne peut pas être stockée et le biocarburant qui peut l'être et être transformé en bioénergie pour satisfaire la demande de cette dernière. Ce stockage est important car il aide à confronter la fluctuation de la demande en biomasse de période en période, et nous évite le stockage de la biomasse dans son état brut qui est un produit périssable et qui peut engendrer beaucoup de perte.

Il existe des modèles dans la littérature qui ont considéré le stockage de biocarburant, mais pas sa conversion en bioénergie en cas de besoin.

Pour montrer l'importance de ce stockage, une comparaison entre un modèle basique (sans stockage d'énergie) et notre modèle. Les valeurs comparées sont le profit, la quantité de biomasse achetée, la quantité de biocarburant et bioénergie vendue, et la quantité de biocarburant utilisée pour produire de la bioénergie.

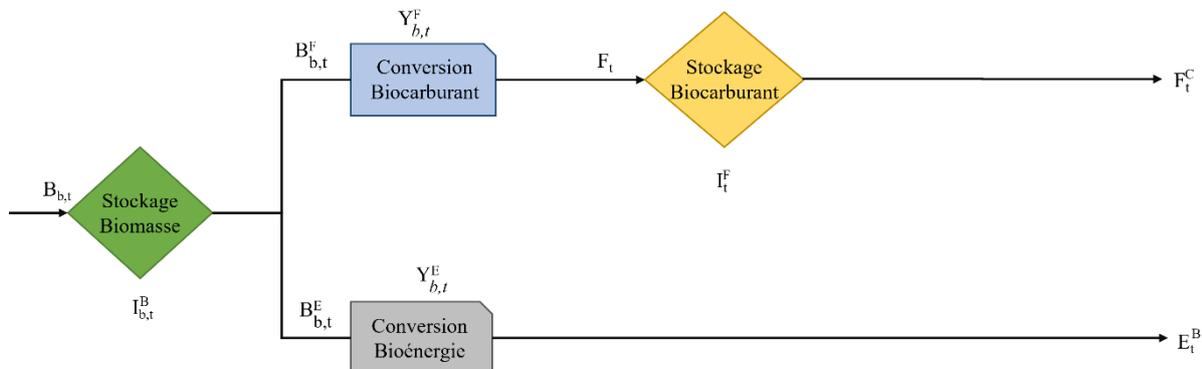


Figure III.5-1. Schéma du modèle basique

Le tableau 9 résume les différences constatées entre notre modèle (stockage d'énergie) et le modèle basique.

	Notre modèle	Modèle basique	Pourcentage
Profit (\$)	852090300	835024200	-2.002%
Biocarburant vendu (m ³)	3838810	3838810	0%
Bioénergie vendue (Mwh)	824621,3091	804042,116	-2.49%
Biocarburant utilisée pour produire de la bioénergie. (m ³)	7413,254	0	-100%
Biomasse achetée	13261542,95	13261542,95	0%

Tableau 9. Comparaison stockage de bioénergie

Selon le tableau 9, le modèle que nous avons proposé améliore le profit de 2%, et satisfait mieux la demande en bioénergie, même si la quantité de biomasse achetée est la même. En conséquent, dans notre modèle la bioraffinerie rapporte plus en achetant la même quantité de biomasse.

Nous constatons aussi dans le tableau 8 que la quantité de biocarburant produite dépasse largement celle de la bioénergie, et aussi que la quantité de biocarburant dédiée à être convertie en biocarburant est aussi minime. Ceci est dû, bien sûr, à la différence de prix de vente entre le biocarburant (350\$ par m³) et la bioénergie (148\$ par Mwh), mais aussi au coût élevé de stockage du biocarburant (5.238\$ par m³).

Nous avons donc varié ces paramètres ($\pm 15\%$) dans notre modèle ainsi que dans le modèle basique, et nous avons résumé les résultats dans le tableau 9 qui contient le changement en profit en pourcentage en fonction des changements des paramètres.

	-15%		+15%	
Paramètres	Notre modèle	Modèle basique	Notre modèle	Modèle basique
Prix bioénergie	-2.15%	-1.87%	+14.71%	+2.05%
Prix biocarburant	-13.5%	-23.69%	+25.64%	+23.69%
Coût de stockage de biomasse	+0.002%	+0.0005%	-0.0027%	-0.0001%
Coût de stockage de biocarburant	+0.253%	+0.184%	-0.634%	-0.657%

Tableau 10. Pourcentage de variation du profit en fonction du changement de paramètre (15%)

Nous remarquons depuis le tableau 10 que l'augmentation du prix de la bioénergie améliore le profit dans notre modèle mieux que dans le modèle basique. Nous constatons que notre modèle est plus affecté dans l'augmentation que dans la diminution des prix de la bioénergie et du biocarburant, contrairement au modèle basique qui est affecté de la même manière. Nous pouvons alors dire que notre modèle est résilient aux changements négatifs. Ceci est dû à la flexibilité de notre modèle : il peut s'adapter à produire plus du produit qui maximise le profit, défiant ainsi la fluctuation des prix.

III.6. Conclusion

Nous avons développé et résolu un modèle de planification de production multi-période pour une bioraffinerie qui transforme différents types de biomasses en bioénergie ou en biocarburant.

Le biocarburant peut être stocké pour être transformé ultérieurement en bioénergie, ce qui aidera à éviter de stocker de grandes quantités de biomasse pendant longtemps.

Nous avons appliqué notre modèle sur un cas d'étude, et nous avons effectué plusieurs expérimentations pour comprendre le comportement du modèle et d'en tirer des renseignements pour la gestion. Nous avons conclu que le stockage du biocarburant est une caractéristique importante de notre modèle. Alors que le stockage de la biomasse entraîne une diminution de sa qualité et que la bioénergie ne peut pas être stockée, le biocarburant peut être stocké et transformé ultérieurement en bioénergie pour satisfaire au mieux la demande. Nous avons montré que ça augmente le profit considérablement et que ça régularise la production, même en cas de forte fluctuation du prix de vente et de la demande.

Cette étude nous a motivé à détailler les quantités à produire chaque semaine pendant cette année et donc étudier sur un horizon d'un an d'une période d'une semaine.

Cependant le solveur Lingo n'arrive pas à donner de résultat dans ce cas, nous avons alors pensé à développer une métaheuristique à base d'un algorithme génétique. Ce dernier pourra nous donner la solution optimale à notre problème malgré sa complexité.

Cet algorithme, ainsi que les résultats obtenus, seront discutés dans le prochain chapitre.

Chapitre IV : Algorithme génétique pour l'optimisation de la planification de la production d'une bioraffinerie.

IV.1. Introduction

Comme expliqué dans le premier chapitre, l'industrie de la bioénergie et des biocarburants rencontre de multiples défis. Les producteurs doivent suivre la production de très près pour faire face à ces défis, et la planification de la production doit être détaillée sur des périodes et des horizons spécifiques, pour satisfaire la demande fluctuante et l'indisponibilité de la matière première.

Nous proposons dans cette partie une métaheuristique qui permet de résoudre le problème mentionné dans le chapitre précédent sur différentes périodes et horizons et qui pourra s'adapter au besoin de la bioraffinerie concernée. Cette métaheuristique est basée sur les algorithmes génétiques qui ont été expliqués dans le deuxième chapitre.

IV.2. Résolution du problème

Dans cette partie du chapitre, nous allons présenter comment fonctionne notre algorithme et ses spécificités.

- **Codage et formatage**

Les individus ont la forme d'un vecteur de taille 13 où chaque élément du vecteur représente les valeurs d'une variable de décision (les gènes) comme illustré dans le tableau suivant :

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
$B_{b,t}$	$B_{b,t}^E$	E_t^B	$Y_{b,t}^E$	F_t^C	E_t^F	$I_{h,t}^B$	I_t^F	$B_{b,t}^F$	F_t^E	$Y_{b,t}^F$	Y_t^{FE}	F_t

Tableau 11. Format individu

Les gènes se séparent en deux grandes parties selon leurs tailles : matrices (12x5) pour les paramètres qui diffèrent selon le type de la biomasse et de la période, et vecteurs (12) pour ceux qui ne diffèrent que selon la période.

Il faut noter que la disposition des gènes a été faite de façon à aider le processus du croisement des individus qui sera expliqué dans les parties à suivre.

- **Population**

La population est un ensemble de plusieurs individus dont la taille peut varier. Il faut trouver la taille optimale pour la résolution du problème.

- **Fitness**

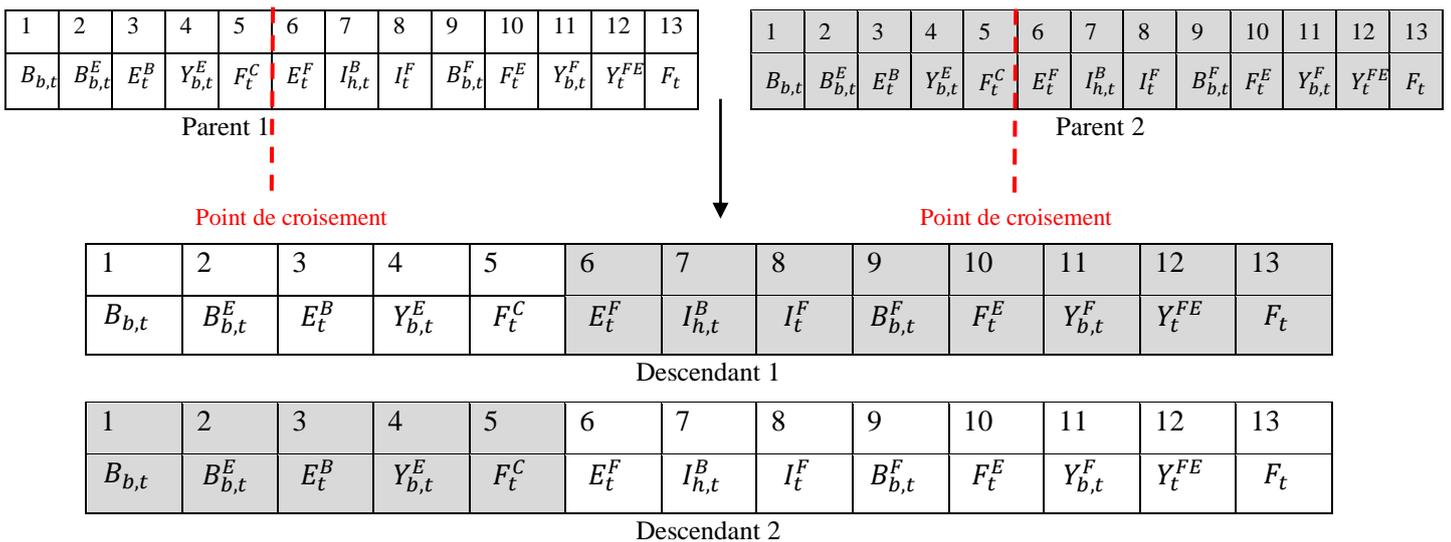
La 'fitness' d'un individu est la valeur de la fonction-objectif avec les paramètres respectifs à celui-ci.

- **Sélection**

La sélection des individus à utiliser pour la création d'une nouvelle génération se fait par deux méthodes expliquées dans le deuxième chapitre : par classement et par élitisme. On prendra alors les individus qui ont la meilleure fitness pour la création de la nouvelle génération avec l'utilisation des opérateurs de croisement et de mutation

- **Croisement**

Dans l'algorithme proposé, nous utilisons la méthode du croisement en un point comme expliqué dans le chapitre 2. Nous avons divisé un individu en deux parties dans les quelles on retrouve les paramètres qui sont liés entre eux de la manière suivante :



Ceci cependant n'éviterait pas d'avoir des solutions (descendants) non faisables c'est pour cela que nous devons tester à chaque itération si l'individu obtenu est une solution faisable et qui satisfait toutes les contraintes.

- **Mutation**

La mutation ici ne peut pas concerner tous les gènes car il existe ceux qui sont relatifs à d'autres. On mute alors seulement les paramètres principaux tenant compte des modifications qui pourraient toucher les gènes qui sont en relation.

- **Critère d'arrêt**

Dans cet algorithme le critère d'arrêt est le nombre de générations. À chaque création d'une nouvelle population ce nombre augmente jusqu'à arriver au nombre limite spécifié par l'utilisateur.

IV.2.1. Algorithme

Générer population initiale.

 Pour chaque chromosome

 Tester la satisfaction du chromosome des contraintes posées.

 Calculer la fonction fitness du chromosome.

 Évaluer la fonction fitness du chromosome.

Si cette solution la meilleure solution **donc**

 Actualiser la meilleure solution.

Fin si

Fin pour

Tant que le critère d'arrêt n'est pas satisfait

 Sélection des individus à utiliser.

 Appliquer l'opérateur de croisement.

 Appliquer l'opérateur de mutation.

Pour chaque chromosome

 Tester la satisfaction du chromosome des contraintes posées.

 Calculer la fonction fitness du chromosome.

 Évaluer la fonction fitness du chromosome.

Si cette solution la meilleure solution **donc**

 Actualiser la meilleure solution.

 Constituer la nouvelle génération.

Fin tant que

IV.2.2. Analyse de performance et de sensibilité

Nous avons dans un premier temps testé l'efficacité de l'algorithme en donnant les paramètres utilisés dans le chapitre III. Ceci est fait car nous connaissons la meilleure solution à ce problème et on pourra alors voir à quel point la solution de la méthode approchée se rapproche à la solution de la méthode précédente.

Pour s'assurer de prendre les bons paramètres de l'algorithme sont bons (taille de population, nombre de générations, probabilité de mutation), nous avons commencé par 100 individus, 150 générations et 0.5 de probabilité de mutation et ensuite nous avons fait varier à chaque fois un paramètre pour conclure sur leurs effets sur les résultats.

- L'effet de la taille de la population

En laissant les deux autres paramètres inchangés, nous faisons varier la taille de la population comme suit :

Taille de la population	Profit (\$)
50	63129896.562
100	89547618.471
150	97141301.600
200	97153625.582

Tableau 12. Variation de la taille de la population

Même si nous avons remarqué une certaine lenteur pour donner les résultats lorsque la taille de population est de 200, nous optons pour cette taille car elle permet d'augmenter le profit de plus de 10 000 \$ par rapport à 150.

- L'effet du nombre de générations

En laissant les deux autres paramètres inchangés, nous faisons varier le nombre de générations comme suit :

Nombre de générations	Profit (\$)
50	90793254.616
100	108438704.515
150	97141301.600
200	91295574.541

Tableau 13. Variations du nombre de générations

Nous remarquons que lorsque le nombre de générations est de 100, nous avons le meilleur résultat. Et donc nous optons pour celui-là.

- L'effet de la probabilité de mutation

En laissant les deux autres paramètres inchangés, nous faisons varier le nombre de générations comme suit :

La probabilité de mutation	Profit (\$)
0.05	74171270.945
0.1	60398265.291
0.5	110591988.249
0.8	102510208.944

Tableau 14. Variations de la probabilité de mutation

La probabilité de mutation de 0.5 nous donne le meilleur résultat, nous allons alors retenir cette valeur pour trouver nos résultats.

IV.2.3. Résultats

Le test a été fait avec un critère d'arrêt de 100 générations et une population de 200 individus et une probabilité de mutation de 0.5 et a donné les résultats suivants :

Profit (\$)	Biocarburant produit (m ³)	Bioénergie produite de biomasse (Mwh)	Bioénergie produite de biocarburant (Mwh)
110591988.249	1530746.754	114882.0396	821143.387

Tableau 15. Résultats de l'algorithme génétique appliqué sur le problème précédent

Nous concluons que les résultats obtenus sont satisfaisants mais pas aussi bon que ceux de la première méthode. Néanmoins, cet algorithme se montre intéressant vu sa flexibilité en termes d'horizon et de périodes, ainsi que de type de biomasse.

L'application de cet algorithme sur un cas d'étude comportant des périodes variées (mois, quinzaine, semaines ...) a été dans les objectifs, cependant, nous n'avons pas trouvé d'exemple réel à suivre comme a été le cas dans le premier problème résolu, il est important d'avoir des exemples réalistes afin de pouvoir bien juger la performance de l'algorithme. Nous nous contentons alors de voir l'efficacité de cet algorithme à travers l'exemple donné, et nous laissons l'application sur de plus grand horizons en perspective.

IV.3. Conclusion

Nous avons proposé dans ce chapitre une métaheuristique basée sur un algorithme génétique dont le but est d'optimiser la planification de la production d'une bioraffinerie qui utilise plusieurs types de biomasse dans sa production et qui a pour output la bioénergie et les biocarburants.

Il reste vrai que le solveur a donné une meilleure solution mais seulement à un problème d'horizon de planification réduit. Cet algorithme donne à l'utilisateur la liberté de choisir l'horizon de planification et les périodes en donnant des solutions satisfaisantes qui elles aussi facilitent le processus de prise de décisions dans les différents niveaux de décision afin de maximiser le profit.

Conclusion Générale

Cette étude avait pour objet d'optimiser la planification de la production des bioénergies et biocarburant. Nous avons donc, dans le premier chapitre, expliqué que voulait dire la planification de la production et tous les aspects autour de cette dernière. Nous avons également exploré ce genre de systèmes de production et avons étudié le fonctionnement de leurs chaînes logistiques pour identifier les problèmes qui existent à ce niveau.

Nous nous sommes ensuite intéressés à définir l'optimisation et à donner les différentes méthodes utilisées dans la littérature pour la résolution des problèmes relatifs à notre domaine d'intérêt dans le deuxième chapitre.

Nous avons ensuite expliqué le problème à résoudre qui consistait à optimiser la production d'une bioraffinerie existante qui utilise cinq types de biomasse pour produire de la bioénergie et du bioéthanol en proposant une nouvelle de stockage de bioénergie qui est le stockage en biocarburant. Et nous avons procédé à sa modélisation mathématique et résolution sur un solver. Les résultats obtenus ont montré l'efficacité de l'utilisation de la méthode de stockage proposée et son effet sur le profit généré.

Nous avons aussi rajouté une section qui propose une métaheuristique basée sur les algorithmes génétiques pour la résolution des problèmes pareils à le notre sur un horizon de production plus long ou plus détaillé que celui que nous avons utilisé dans le chapitre III pour aider les preneurs de décision à différent niveau stratégiques (opérationnel, tactique et stratégique).

Notre étude présente des limites qui ouvrent des pistes de travail pour l'avenir. Il serait intéressant de développer ce travail en rajoutant la périssabilité de la biomasse comme contrainte, car comme expliqué avant, la qualité de la biomasse affecte directement le taux de bioénergie et de biocarburant généré. Il faudrait alors prendre en considération l'âge de la biomasse utilisée.

Une autre piste est de considérer l'incertitude dans les prix de vente de bioénergie et de biocarburant.

Une optimisation multi-objectif serait toute aussi intéressante, en vue de par exemple maximiser le profit, minimiser les écarts entre la demande en énergie et la production et la quantité de matière première utilisée.

Bibliographie

aharana Debasis, Choudhary Priya and Kotecha Prakash Optimization of Bio-Refineries Using Genetic Algorithm [Conference] // International Conference on Intelligent Systems, Metaheuristics & Swarm Intelligence. - 2017 .

Askarzadeh A A novel metaheuristic method for solving constrained engineering optimization problems: crow search algorithm. [Journal] // Computers & Structures. - 2016.

Atashpaz-Gargari E and Lucas C Imperialist competitive algorithm: an algorithm for optimization inspired by imperialistic competition [Conference] // 2007 IEEE congress on evolutionary computation. - 2007.

Ayoub Nasser [et al.] Evolutionary algorithms approach for integrated bioenergy supply chains optimization [Journal] // Energy Conversion and Management. - 2009.

Bairamzadeh Samira, Saidi-Mehrabad Mohammad and Pishvae Mir Saman Modelling different types of uncertainty in biofuel supply network design and planning: A robust optimization approach [Journal] // Renewable Energy. - [s.l.] : Elsevier, 2016. - Vol. 116(PA). - pp. 500-517.

BELKAID Fayçal Investigation sur l'ordonnement des systèmes à machines parallèles [Journal]. - 2014.

Biomass Energy [Online] // Alternate Energy. - 31 8 2022. - <http://www.altenergy.org/renewables/biomass.html/>.

Bridgwater Tony Review : Biomass for energy [Journal]. - [s.l.] : Journal of the Science of Food and Agriculture, 2006. - 12 : Vol. 86.

Buschkühl L [et al.] Dynamic capacitated lot-sizing problems : a classification and review of solution approaches [Journal] // OR Spectrum. - 2010. - Vol. 32. - pp. 231–261.

Cambero Claudia [et al.] Strategic optimization of forest residues to bioenergy [Journal] // INTERNATIONAL JOURNAL OF ENERGY RESEARCH. - 2015. - Vol. 39. - pp. 439–452.

Castillo-Villar K.K, Eksioğlu S and Taherkhorsandi M Integrating biomass quality variability in stochastic supply chain modeling and optimization for large-scale biofuel production [Journal] // Journal of Cleaner Production. - 2017. - Vol. 149. - pp. 904–918.

Chopra S and Meindil P Supply chain management: Strategy, planning, and Operations, third edition [Book]. - New Jersey : Pearson Education Inc, 2007.

deCastro L.N. and Zuben F. J. Von. The clonal selection algorithm with engineering applications [Conference] // Workshop on Artificial Immune Systems and Their Applications. - 2000. - pp. 36–37..

Diezmartínez C.V Clean energy transition in Mexico: Policy recommendations for the deployment of energy storage technologies [Journal] // Renewable and Sustainable Energy Reviews. - 2021. - 135.

Dorigo M, Maniezzo V and Colorni A Ant system: ptimization by a colony of cooperating agents [Journal] // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics). - 1996. - Vol. 26(1). - pp. 29-41.

Edwin David Gomez Urrutia Optimisation intégrée des décisions en planification et ordonnancement [Journal]. - [s.l.] : Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne, 2014.

Eriksson L.O and Björheden R Optimal storing, transport and processing for a forest-fuel supplier. [Journal]. - [s.l.] : European Journal of Operational Research, 1989. - Vol. 43.

Eymery Pascal La logistique de l'entreprise : supply chain management [Book]. - Paris : Hermès, 1997.

Fleischmann B., Meyr, H., Wagner, M. Advanced Planning [Book Section] // Supply Chain Management and Advanced Planning / book auth. Stadtler H., Kilger, C. - Berlin : Springer, 2008.

Fleischmann Bernhard, Meyr Herbert and Wagn Michael Advanced Planning [Book Section] // Supply chain management and advanced planning / book auth. Stadtler Hartmut and Kilger Christoph. - 2015.

Gautam S, LeBel L and Carle M.A Supply chain model to assess the feasibility of incorporating a terminal between forests and biorefineries. [Journal]. - [s.l.] : Applied Energy, 2017. - Vol. 198.

Ghaderi H, Moini A. and Pishvae M.S multi-objective robust possibilistic programming approach to sustainable switchgrass-based bioethanol supply chain network design. [Journal] // Journal of Cleaner Production. - 2018. - Vol. 179. - pp. 368–406.

Glover F Future paths for integer programming and links to artificial intelligence [Journal] // Computers and Operations Research. - 1986. - pp. 533–549.

Goldberg David E. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning [Book]. - [s.l.] : Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc.75 Arlington Street, Suite 300 Boston, MAUnited States, 1989.

Gunnarsson H, Rönnqvist M and Lundgren J.T Supply chain modelling of forest fuel [Journal]. - [s.l.] : European Journal of Operational Research , 2004. - Vol. 158.

H. Gandomi A. and Alavi A. H. Krill herd: a new bio-inspired optimization algorithm [Journal] // Communications in nonlinear science and numerical simulation. - 2012.

Hamelinck C.N, Suurs R.A.A and Faaji A.P.C Large scale and long distance biomass supply chains: Logistics, costs, energy consumption, emission balances [Conference] // 2nd World Conference on Biomass for Energy, Industry and Climate Protection. - 2004.

Harifi Sasan Ancient-inspired: a novel source of inspiration for development of metaheuristic algorithms [Book]. - 2020.

Hatamlou A. Black hole: A new heuristic optimization approach for data clustering [Journal] // Information sciences. - 2013. - Vol. 222. - pp. 175-184.

He W [et al.] Techno-economic analysis of bulk-scale compressed air energy storage in power system decarbonisation [Journal] // Applied Energy. - 2021. - Vol. 282.

Kanzian C [et al.] Regional energy wood logistics – optimizing local fuel supply [Journal]. - [s.l.] : Silva Fennica, 2009. - Vol. 43.

Karaesmen Itir Z and Scheller Alan Managing Perishable and Aging Inventories: Review and Future Research Directions," [Book Section] // International Series in Operations Research & Management Science. - [s.l.] : Springer, 2011. - Vol. Planning Production and Inventories in the Extended Enterprise.

Kennedy J and Eberhart R Particle swarm Optimization [Conference] // ICNN'95- International Conference on neural networks. - [s.l.] : IEEE, 1995. - Vol. Vol. 4.

Kirkpatrick S, Gelatt C. and Vecchi M. Optimization by simulated annealing [Journal] // Science. - 1983. - pp. 671–680.

Kousksou T [et al.] Energy storage: Applications and challenges [Journal] // Solar Energy Materials and Solar Cells. - 2014. - Vol. 120. - pp. 59–80.

Lam A.Y and Li V.O Chemical-reaction-inspired metaheuristic for optimization [Journal] // IEEE transactions on evolutionary computation. - 2009. - Vol. 14(3). - pp. 381-399.

Larson J.A [et al.] Effect of outdoor storage losses on feedstock inventory management and plant-gate cost for a switchgrass conversion facility in East Tennessee [Journal] // Renewable Energy. - 2015. - Vol. 74. - pp. 803–814.

Lauras Matthieu Méthodes de diagnostic et d'évaluation de performance pour la gestion de chaînes logistiques : application à la coopération maison-mère, filiales internationales dans un groupe pharmaceutique et cosmétique. [Book]. - INP Toulouse : [s.n.], 2004.

Lee H.L and Billington C The evolution of supply-chain-Management models and practice at Hewlett-Packard [Book Section] // Interfaces Vol. 25 / book auth. Lee H.L and Billington C. - 1995.

Ma Q Overview of energy storage technology based on distributed energy system [Conference] // 3rd International Conference on Air Pollution and Environmental Engineering, IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. - 2021.

Mahjoub N [et al.] Optimal design of the second and third generation biofuel supply network by a multiobjective model [Journal] // Journal of Cleaner Production. - 2020. - 256,.

Mehrabian, Reza Ali and Lucas Caro A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization. [Journal] // Ecological informatics. - 2006.

Meyr H, Rohde J and Wagner M Structure of Advanced Planning Systems [Book Section] // Supply Chain Management and Advanced Planning / book auth. Stadtler H., Kilger, C.. - Berlin : Springer, 2015.

Miret C [et al.] Design of bioethanol green supply chain: Comparison between first and second generation biomass concerning economic, environmental and social criteria [Journal] // Computers & Chemical Engineering. - 2016. - Vol. 85. - pp. 16–35.

Nagurney Anna [et al.] Networks Against Time : Supply Chain Analytics for Perishable [Book]. - [s.l.] : Springer, 2013.

Nahmias S Perishable inventory theory: a review [Book]. - 1982.

Nguyen Thien Tam Creating Value-Adding Networks LOGISTICS AND SUPPLY CHAIN MANAGEMENT Third Edition [Book]. - 2005.

Nur F [et al.] A two-stage stochastic programming model for biofuel supply chain network design with biomass quality implications [Journal] // IISE Transactions. - 2021. - Vol. 53. - pp. 845–868.

Pichot Laure Stratégie de déploiement d’outils de pilotage de chaines logistiques : Apport de la classification [Ouvrage]. - INSA de Lyon : [s.n.], 2006.

Rentizelas Athanasios Biomass supply chains [Book Section] // Biomass Combustion Science, Technology and Engineering. - Athens, Greece : Woodhead Publishing Series in Energy, 2013.

Reynolds R. G. An introduction to cultural algorithms. [Conference] // the third annual conference on evolutionary. - 1994.

Santibañez-Aguilar José E. [et al.] Sequential Use of Geographic Information System and Mathematical Programming for Optimal Planning for Energy Production Systems from Residual Biomass [Journal]. - [s.l.] : Industrial & Engineering Chemistry Research, 2019 . - 58 : Vol. (35).

- Shabani N and Sowlati T** A mixed integer non-linear programming model for tactical value chain optimization of a wood biomass power plant [Journal] // Applied Energy. - 2013. - Vol. 104. - pp. 353–361.
- Stadtler Hartmut** Supply Chain Management – An Overview [Book]. - Berlin : Springer, 2008.
- Talbi El-Ghazali** METAHEURISTICS FROM DESIGN TO IMPLEMENTATION [Book]. - 2009.
- Wichmann M.G, Johannes C and Spengler T.S** Energy-oriented lot-sizing and scheduling considering energy storages [Journal] // International Journal of Production Economics. - Vol. 216. - pp. 204–214..
- Wu S [et al.]** A phase change calcium looping thermochemical energy storage system based on CaCO₃/CaO-CaCl₂ [Journal] // Energy Conversion and Management. - 2021. - Vol. 227. - pp. 1–14.
- Yang Xin-She** Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms Second Edition [Journal]. - [s.l.] : Luniver Press, 2010.
- Zerouk Mouloua** Ordonnements coopératifs pour les chaînes logistiques [Report]. - Institut National Polytechnique de Lorraine - INPL : [s.n.], 2007.
- Zhang F, Johnson D.M and Wang J** Integrating multimodal transport into forest-delivered biofuel supply chain design [Journal] // Renewable Energy. - 2016. - Vol. 93. - pp. 58–67.
- Zhang J [et al.]** An integrated optimization model for switchgrass-based bioethanol supply chain [Journal] // Applied Energy. - 2013. - Vol. 102. - pp. 1205–1217.

Abstract

The production of bioenergy and biofuels has gained a lot of importance among industrialists and researchers. However, the production process of these new energies and fuels often encounters many difficulties related to the biomass (raw material).

In this work, we propose an original process for the production of bioenergy and biofuels from biomass. The mathematical model determines the quantities of biomass to be purchased, stored, and allocated; the quantities of biofuels to be produced, stored, and sold; and the quantities of energy to be produced and sold. The model is implemented on the LINGO solver and a metaheuristic is developed for solving the problem on large instances.

Mots clés : Optimisation de la planification de la production ; biomasse ; biocarburant ; bioénergie ; stockage de bioénergie ; algorithme génétique ; modélisation mathématique.

Résumé

La production des bioénergies et des biocarburants a gagné beaucoup d'importance auprès des industriels et des chercheurs. Cependant le processus de production de ces nouvelles énergies et carburants rencontre souvent beaucoup de difficultés liées à la biomasse (matière première). Dans ce travail, nous proposons un processus original pour la production de bioénergies et de biocarburants à partir de la biomasse. Le modèle mathématique détermine les quantités de biomasses à acheter, stocker et affecter ; les quantités de biocarburants à produire, à stocker et à vendre ; ainsi que les quantités d'énergie à produire et à vendre, et il intègre des contraintes techniques. Le modèle est implémenté sur le solveur LINGO et une métaheuristique est développée pour la résolution du problème sur de grandes instances.

Keywords: Production planning optimization ; biomass ; biofuel ; bioenergy ; bioenergy storage ; genetic algorithm ; mathematical modelling.

ملخص

اكتسب إنتاج الطاقة الحيوية والوقود الحيوي أهمية كبيرة بين الصناعيين والباحثين. غير أن عملية إنتاج هذه الطاقات وأنواع الوقود الجديدة كثيراً ما تواجه صعوبات كثيرة تتعلق بالكتلة الأحيائية (المواد الخام).

في هذا العمل، نقترح عملية أصلية لإنتاج الطاقة الحيوية والوقود الحيوي من الكتلة الحيوية. ويحدد النموذج الرياضي كميات الكتلة الأحيائية التي يتعين شراؤها وتخزينها وتوزيعها ؛ وكميات الوقود الأحيائي التي يتعين إنتاجها وتخزينها وبيعها ؛ وكميات الطاقة المراد إنتاجها وبيعها. يتم تنفيذ النموذج على محلل LINGO ويتم تطوير خوارزمية وراثية لحل المشكلة في حالات كبيرة.

الكلمات المفتاحية: تحسين تخطيط الإنتاج ؛ الكتلة الحيوية ؛ الوقود الحيوي ؛ الطاقة الحيوية ؛ تخزين الطاقة الحيوية ؛ الخوارزمية الجينية ؛ النمذجة الرياضية.