



HAL
open science

Modélisation des incertitudes en horizon glissant et compilation de solutions de problèmes de lot sizing pour la planification tactique d'une chaîne logistique décentralisée

Walid Khellaf

► To cite this version:

Walid Khellaf. Modélisation des incertitudes en horizon glissant et compilation de solutions de problèmes de lot sizing pour la planification tactique d'une chaîne logistique décentralisée. Autre [cs.OH]. Ecole des Mines d'Albi-Carmaux, 2023. Français. NNT : 2023EMAC0011 . tel-04203261

HAL Id: tel-04203261

<https://theses.hal.science/tel-04203261>

Submitted on 11 Sep 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Université Fédérale



Toulouse Midi-Pyrénées

THÈSE



IMT Mines Albi-Carmaux
École Mines-Télécom

en vue de l'obtention du

DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ DE TOULOUSE

délivré par

IMT – École Nationale Supérieure des Mines d'Albi-Carmaux

présentée et soutenue par

Walid KHELLAF

le 07 juillet 2023

Modélisation des incertitudes en horizon glissant et
compilation de solutions de problèmes de lot sizing
pour la planification tactique d'une chaîne logistique
décentralisée

École doctorale et discipline ou spécialité :

EDSYS : Génie Industriel

Unités de recherche :

Centre Génie Industriel, IMT Mines Albi
Institut de Recherche en Informatique de Toulouse

Directeurs de thèse :

Jacques LAMOTHE, Professeur, IMT Mines Albi
Romain GUILLAUME, Maître de Conférences, Université Toulouse Jean Jaurès

Autres membres du jury :

David LEMOINE, Professeur, IMT Atlantique, Nantes (*Rapporteur*)
Lyes BENYOUCEF, Professeur, Aix-Marseille Université (*Rapporteur*)
Olga BATAÏA, Professeure, Kedges Business School, Bordeaux (Présidente)
Séverine DURIEUX, Maître de conférences, Sigma Clermont, Institut Pascal (*Examinatrice*)
Hélène FARGIER, Directrice de Recherche, IRIT Toulouse (*Examinatrice*)
Oussama BEN-AMMAR, Maître-assistant, IMT Mines Alès (*Examineur*)
Christophe ROUSSE, Directeur Opérations Data Analytic, Laboratoires Pierre Fabre (*Invité*)

Remerciements

Avant tout, je tiens à exprimer ma sincère gratitude envers mes superviseurs, notamment M. Romain Guillaume, qui m'a accompagné depuis la licence jusqu'à cette thèse. Réaliser ce parcours était un rêve que je chérissais, sans savoir comment le concrétiser. Je souhaite également exprimer mes sincères remerciements à mon directeur, M. Jacques Lamothe, pour sa patience et ses conseils avisés qui se sont avérés inestimables. Je vous suis profondément reconnaissant à tous les deux pour cette opportunité, vos idées enrichissantes, vos conseils éclairés, et votre soutien constant à chaque étape de ce voyage intellectuel. Votre influence a été déterminante pour concrétiser cette précieuse réussite.

Je remercie les membres du comité d'évaluation : David Lemoine, Lyes Benyoucef, Olga Battaia, Séverine Durieux, Hélène Fargier, Oussama Ben-Ammar et Christophe Rouse, pour avoir accepté d'examiner mon travail avec honneur. Leurs commentaires et les discussions enrichissantes qui ont suivi la présentation sont très précieux pour moi.

Je souhaite exprimer ma reconnaissance particulière envers Mesdames Severine Pefaufe, Chloé Bourbon et Marie-Agnès Bellieres, appartenant respectivement aux secrétariats de l'IMT Mines d'Albi, de l'IRIT et du LAAS-CNRS. Leur professionnalisme et leur dévouement ont grandement simplifié mes démarches administratives. Je tiens également à adresser ma profonde gratitude à Madame Marie-Christine PLANTIÉ, qui est notre inestimable guide pour la formation générale et l'accompagnement professionnel des doctorants à IMT Mines Albi. Son soutien infaillible pendant et après la thèse, ainsi que sa disponibilité et son écoute bienveillante, ont grandement contribué à éclairer ma trajectoire professionnelle.

Je tiens aussi à remercier sincèrement toutes les personnes avec qui j'ai eu la chance de travailler au cours de ces quatre années dans différents laboratoires, notamment au LAAS-CNRS, à l'IRIT, au MDR de Toulouse 2 et à l'IMT Mines d'Albi. Leur disponibilité, leurs conseils et les bons moments partagés ont été vraiment importants pour moi. Je n'oublierai pas.

En conclusion, je souhaite exprimer ma profonde reconnaissance envers ma chère famille, surtout mes parents et mes trois frères, pour leur amour et leur soutien constants, même à distance. Je tiens également à remercier ma petite famille, ma femme, pour son soutien moral durant les moments particulièrement éprouvants que j'ai traversés, ainsi que pour veiller sur notre petit ange «Assirem».

Table des matières

Remerciements	3
Table des matières	5
1 Introduction générale	9
1.1 Contexte Scientifique	9
1.2 Contexte Industriel	10
1.2.1 Partenaire industriel: Groupe Pierre Fabre	10
1.2.2 Structure de la chaîne logistique PFDC	11
1.2.3 Le processus de replanification entre les acteurs	11
1.2.4 Les enjeux tactiques de l’approvisionnement	12
1.3 Contributions de la thèse de doctorat	13
1.4 Organisation du manuscrit	13
2 Définitions et problématique générale	15
Introduction	15
2.1 La gestion de la chaîne logistique	16
2.1.1 La chaîne logistique	16
2.1.2 Flux logistiques	16
2.1.3 Structure de la chaîne logistique	16
2.1.4 Gestion de la chaîne logistique	17
2.2 Niveaux de décisions	18
2.2.1 Stratégique à long terme	18
2.2.2 Tactique à moyen terme	19
2.2.3 Opérationnel à court terme	19
2.3 Planification au sein de chaînes logistiques	19
2.3.1 Planification des activités	19
2.3.2 Gestion des flux	19
2.4 Types de coordination	20
2.4.1 Centralisée	21
2.4.2 Décentralisées	21
2.5 La planification à horizon glissant	22
2.5.1 Les caractéristiques d’un plan	23
Conclusion et positionnement	25
3 Etat de l’art	27
Introduction	27
3.1 Problème de dimensionnement de lots (lot-sizing)	29
3.1.1 Caractéristiques du modèle de lot sizing	30

3.1.2	Synthèse des revues	31
3.1.3	Modèle à un seul produit à capacité infinie	34
3.1.4	Modèle à plusieurs produits à capacité finie	36
3.1.5	Méthodes de résolution	37
3.1.6	Conclusion	38
3.2	L'instabilité dans la planification à horizon glissant	39
3.2.1	Définition de la nervosité	39
3.2.2	Les effets possibles de la nervosité	39
3.2.3	Identification des facteurs de la nervosité	41
3.2.4	Mécanismes de réduction de la nervosité	42
3.2.5	Mesure de la nervosité	47
3.2.6	Conclusion	49
3.3	Compilation de connaissance	50
3.3.1	Historique et Concept	50
3.3.2	Langage source	51
3.3.3	Langages cibles	53
3.3.4	Méthodes de compilation	58
3.3.5	Requêtes et transformations	59
3.3.6	Compilation de connaissance dédiée à des domaines particuliers	60
3.3.7	Conclusion	62
	Conclusion et positionnement	62
4	Etude de la caractérisation des incertitudes dûes à l'horizon glissant	63
	Introduction	63
4.1	Description et formulation du problème	64
4.1.1	Quelques notations	65
4.2	Transformation des données de planification	65
4.2.1	Les écarts entre deux plans successives (D)	65
4.2.2	Écarts entre quantités réelles et planifiées (R)	66
4.2.3	Le sens de variation	67
4.3	Approche de caractérisation des incertitudes	67
4.3.1	Extraction des données cumulées	68
4.3.2	Transformation et structuration des données	68
4.3.3	Regroupement des horizons	69
4.3.4	Estimation des incertitudes	71
4.4	Exemples d'application à des données de simulation	72
4.4.1	Les données simulées	72
4.4.2	Les caractéristiques des perturbations	72
4.4.3	Analyse et Interprétation des résultats	72
4.4.4	Estimation de la variation autour du plan	75
4.5	Application au cas du groupe Pierre Fabre	76
4.5.1	Présentation des données	76
4.5.2	Structure des données	77
4.5.3	Illustration d'une planification à horizon glissant	78
4.5.4	Analyse et discussion	80
	Conclusion	82
5	Outil de simulation et de caractérisation des comportements des acteurs	83
	Introduction	83
5.1	Contexte de proposition et de la méthodologie	83

5.2	La structure de la chaîne simulée	84
5.3	Modèle d'optimisation sous incertitude de la filiale vers CDC	85
5.4	Description de la plateforme développée	87
5.4.1	L'interface de l'outil de planification	87
5.5	Expérimentations par la simulation	92
5.6	Analyses et interprétation des résultats	93
5.6.1	Cas d'une demande stable et instable	93
5.6.2	Génération des comportements d'acteur	95
	Conclusion	96
6	Aide à la replanification par la compilation de connaissance	97
6.1	Introduction	97
6.2	Approches interactives de résolution de problèmes contraints en ligne.	98
6.3	Compilation de problème de lot-sizing CLSP	99
6.3.1	Modèle lot sizing en langage source	99
6.3.2	Les requêtes et transformation du CLSP	100
6.3.3	Langage CostMdd pour CLSP	101
6.3.4	Compilation de CLSP en CostMdd	101
6.3.5	Algorithme de réponse aux requêtes	103
6.3.6	Expérimentation et résultats	106
6.3.7	Analyse des résultats	107
6.4	Compilation de problème de lot-sizing MCLSP	110
6.4.1	Regroupement et intersections entre deux formes compilées Mdds	110
6.4.2	Modèle d'optimisation basé sur la forme compilée MDD	112
6.4.3	Méthodologie de simulation avec des modèles MIP et MDD	112
6.4.4	Analyse et Interprétation des résultats d'expérimentations	116
6.5	Conclusion	123
7	Conclusion générale et Perspectives	125
7.1	Conclusion	125
7.2	Perspectives et pistes d'améliorations	126
7.2.1	Étendre les modèles à la prise en compte des estimations historiques	126
7.2.2	Perspectives à moyen terme et long terme	127
8	Annexe	129
8.1	Génération des demandes présentes dans le jeu simulé	129
8.2	Modèle d'optimisation des acteurs	131
8.3	Conception générale de notre outil SECE	135
8.4	Exemple de compilation sous trois langages	137
	<i>Table des figures</i>	141
	<i>Liste des tableaux</i>	145
	<i>Acronymes</i>	147
	<i>Bibliographie</i>	149

1

Introduction générale

1.1	Contexte Scientifique	9
1.2	Contexte Industriel	10
1.2.1	Partenaire industriel: Groupe Pierre Fabre	10
1.2.2	Structure de la chaîne logistique PFDC	11
1.2.3	Le processus de replanification entre les acteurs	11
1.2.4	Les enjeux tactiques de l’approvisionnement	12
1.3	Contributions de la thèse de doctorat	13
1.4	Organisation du manuscrit	13

1.1 Contexte Scientifique

Les travaux de cette thèse s’inscrivent dans le cadre du projet de recherche ANR **CAASC** (**C**loud **A**daptation for **A**gile **S**upply **C**hain) porté par plusieurs acteurs multidisciplinaires : Institut de Recherche en Informatique de Toulouse (IRIT), le centre de Génie Industriel à IMT Mines Albi, Linagora à Toulouse, ARMINES et Pierre Fabre Dermo-Cosmétique (PFDC) avec leurs problématiques industrielles.

La mission de ce projet de recherche de 4 ans est de développer une plateforme française open source *Cloud* permettant la collaboration entre les acteurs d’une chaîne logistique dans un environnement incertain et la coordination de la chaîne logistique dans un processus de planification à horizon glissant. Sa finalité est de proposer un outil d’aide à la décision pour la planification en présence d’incertitudes, qui offre des fonctionnalités indispensables pour un travail en collaboration.

Dans le contexte d’une chaîne logistique multi-acteur et décentralisée, les planifications de production et d’approvisionnement échangées entre les acteurs sont élaborées de manière très dynamique (avec un horizon glissant) et surtout dans un environnement comportant de multiples sources d’incertitude qui viennent perturber ces systèmes de planification. Dans ce sens, le principal objectif de cette thèse consiste à proposer un ensemble d’outils ou de méthodes permettant de mieux comprendre le comportement des partenaires de la chaîne logistique (client et fournisseurs), d’améliorer la capacité à détecter les incertitudes, et de proposer une réaction aux aléas dans les meilleurs délais tout en garantissant le maintien des coûts et de la qualité de service.

1.2 Contexte Industriel

1.2.1 Partenaire industriel : Groupe Pierre Fabre

C'est au début des années 60 que Pierre Fabre, alors pharmacien et botaniste à Castres (dans le Sud-Ouest de la France), a fondé les laboratoires qui portent son nom, après avoir développé son premier médicament pour ses clients souffrant de troubles veineux, le Cyclo 3. En 1967, il invente la dermo-cosmétique, une nouvelle vision qui va permettre de rapprocher la santé (les soins médicaux) et la beauté (les soins dermo-cosmétiques). Les différents soins de la peau et des cheveux devront répondre au même niveau d'exigence qu'un médicament. Le groupe est devenu au fil des années le deuxième laboratoire pharmaceutique indépendant français et le premier laboratoire dermo-cosmétique européen en officine.

Aujourd'hui, le groupe « Pierre Fabre » réalise en 2022¹, un chiffre d'affaire de 2,5 milliards d'euros (figure 1.1). Il est reparti en deux branches d'activités (Business Units) : 55% de chiffre d'affaire est générée par la branche dermo-cosmétique et personnels, et 45% de chiffre d'affaire concernant la branche Soins médicaux. Le groupe « Pierre Fabre » possède également

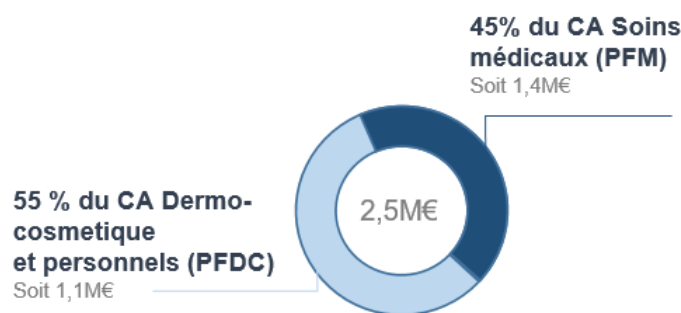


Figure 1.1 – Chiffre d'affaire du groupe Pierre Fabre et des deux branchés d'activités

un rayonnement mondial. Dans le domaine de la dermo-cosmétique, il couvre près de 116 pays à travers le monde par 41 filiales de stockage et de distribution de produits finis et des distributeurs indépendants. Plus de 66% du chiffre d'affaire est réalisé à l'international. Environ 9 600 collaborateurs sont répartis dans le monde entier, dont 4200 à l'international (figure 1.2).



Figure 1.2 – Présence du groupe PIERRE FABRE dans le monde

1. <https://www.pierre-fabre.com/fr/2022/rapport-integre/index.html>

L'activité de la branche de dermo-cosmétique est centrée autour de la fabrication, du stockage, de la distribution et de la commercialisation des produits dermo-cosmétique. D'après Hauser et al. (2017), il y a environ 3500 références de produits finis, et plus de 700 formules dont les marques les plus connues sont : Avène, Ducray, Furterer, Galénic, Elancyl, Klorane.

1.2.2 Structure de la chaîne logistique PFDC

La figure (1.3) montre la structure divergente de la chaîne logistique de PFDC. Elle fait apparaître l'interaction entre les différentes entités qui travaillent ensemble et utilise plusieurs canaux de distribution afin d'acheminer les matières premières des fournisseurs jusqu'aux centres de distribution et ensuite aux filiales.

Concernant le Centre de Distribution Central CDC, il a deux principaux types de distribution : une distribution directe depuis le centre de distribution (zone France) aux clients externes de commercialisation ou une distribution en passant par des filiales qui, à leur tour, alimentent les clients (Pharmacies, Centres Hospitaliers Universitaires, patients). Le CDC reçoit ainsi des besoins de réapprovisionnements de ses filiales et des commandes de la part des clients français. Tous ces besoins et commandes sont exprimés sous forme de couple (produit et client).

Quant à l'usine, elle s'occupe de la fabrication à partir des matières premières (produits agricoles bruts et des composants d'emballage) en produits finis. Cela représente le savoir-faire de la branche PFDC. La fabrication passe généralement par deux types d'opérations : la production de « semi-finis », aussi appelés « vrac », le conditionnement du produit fini (conditionnement primaire) et son transport vers l'usine (conditionnement secondaire). Selon les clients et les références concernées, les commandes à livrer par le CDC sont ainsi des cartons regroupant des commandes d'unités de produit pour certaines pharmacies françaises, des cartons complets ne contenant qu'une seule référence voire des palettes complètes pour certaines filiales.

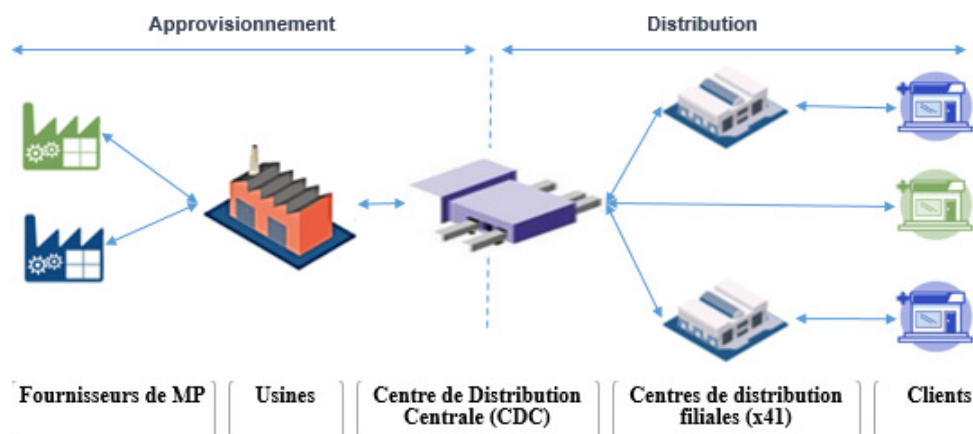


Figure 1.3 – La chaîne logistique Pierre Fabre Dermo-Cosmétique

Dans cette étude, nous nous concentrerons uniquement sur le processus de planification tactique de la branche Dermo-Cosmétique au sein du Groupe Pierre Fabre. Notons également que nous ne traiterons que de la gestion d'approvisionnement et de la distribution au niveau de CDC.

1.2.3 Le processus de replanification entre les acteurs

La structure de la chaîne logistique ci-dessous (figure 1.4) montre principalement l'implication de trois types d'acteurs au cours d'un cycle de planification : des planificateurs de production,

des planificateurs de CDC et des planificateurs au niveau des différentes filiales. Chaque acteur gère ses plans en s'appuyant sur les systèmes de planification tactique : **DRP**² pour la distribution et pour les prévisions de ventes de côté filiales ; **PDP**³ pour la production. La révision des plans de chaque cycle commence par une élaboration du besoin d'approvisionnement de la filiale par rapport aux prévisions et demandes de ses clients. Le centre de distribution central reçoit ce dernier et émet un plan de production souhaité à l'usine en charge de production. L'usine répond par l'envoi d'un PDP au CDC. Celui-ci répond aux filiales par l'envoi d'un plan d'approvisionnement. Ainsi, dans ce processus chaque acteur se comporte comme s'il était indépendant mais collaborant dans un processus de planification par l'échange de plans. Dans le projet CAASC, cela est facilité par le biais d'une plateforme basée dans le cloud.

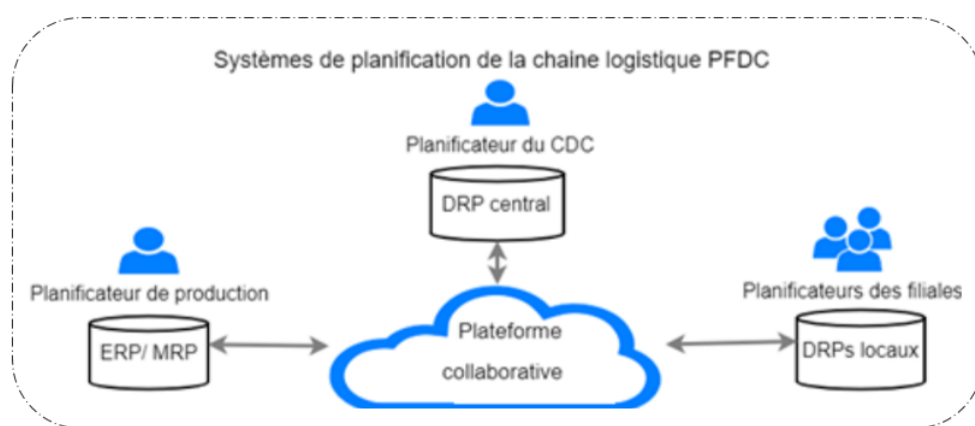


Figure 1.4 – Processus collaboratif de replanification chez PFDC (Tiss, 2022)

Autre les trois types de décideurs et d'activités collaborant au processus de planification, deux types de processus de planification existent : le processus mensuel et le processus hebdomadaire. Pour plus de détails sur ces deux processus, le lecteur peut se référer à Hauser et al. (2017) et Tiss (2022).

1.2.4 Les enjeux tactiques de l'approvisionnement

Constamment, les planificateurs opérationnels et tactiques peuvent s'écarter des plans initiaux pour s'adapter aux fluctuations de la demande ou à d'autres événements exceptionnels ou externes. Ainsi, Les adaptations de ces planifications amènent à rechercher un compromis entre la maîtrise des coûts (sur la production, sur le transport et sur les stocks), le maintien de la qualité de service et la stabilité des décisions (Genin et al., 2007 ; Kazan et al., 2000 ; Zhao et al., 1993). Tant au niveau local qu'au niveau global de la chaîne logistique. D'autant plus que ces perturbations sont connues pour se propager en s'amplifiant vers l'amont de la chaîne en générant un effet dit *Bullwhip effect* (Li et al., 2017) et vers l'aval de la chaîne en générant un autre effet dit *Ripple effect* (Dolgui et al., 2018).

L'identification des écarts entre les plans échangés entre les décideurs reste l'un des enjeux majeurs dans les systèmes de contrôle et de gestion d'approvisionnement actuels. Une des attentes de PFDC dans ces problématiques est de réduire les impacts de ces déviations sur les performances de la chaîne. Notre objectif est ainsi de rechercher un compromis entre la stabilité d'un plan, le maintien de leviers de flexibilité, et la réactivité nécessaire pour s'adapter à des imprévus impactants.

2. **DRP** : Distribution Resource Planning

3. **PDP** : Programme directeur de production

1.3 Contributions de la thèse de doctorat

Pour satisfaire ce double défi entre la recherche et l'industrialisation, qui concerne l'agilité et l'adaptation des systèmes de planification aux situations imprévues, nous nous sommes donnés deux enjeux : (i) la détermination des incertitudes à travers l'exploration de données historiques de planification à horizon glissant ; (ii) le recours à des approches interactives pour la planification et notamment dans cette thèse, la compilation de connaissances.

Dans le cadre du projet **CAASC**⁴, nos objectifs de recherche sont concentrés sur les deux axes suivants :

1. Le premier axe est consacré à l'identification et à la modélisation des incertitudes dans les plans recus par un acteur sur la plateforme cloud de la chaîne logistique (voir la figure 1.4). Dans cet axe, nous avons aussi analysé l'impact des stratégies déterministes de planificateurs sur la diffusion des incertitudes dans la chaîne logistique. Cette étude diffère de celle de Tiss (2022) sur deux points essentiels. Premièrement, Tiss (2022) part du principe qu'il existe des modèles d'incertitude dans lesquels les experts expriment les variations d'une quantité. Dans cette étude, les incertitudes sont exprimées à partir des historiques de planification. Deuxièmement, Tiss (2022) concrétise la planification de manière déterministe, sous la forme d'un *Serious Game*, en supposant que les plans des autres acteurs sont connus avec certitude à l'avance, chose qui ne correspond pas aux conditions réelles de la chaîne logistique. De ce fait, nous modélisons la flexibilité disponible autour d'un plan.
2. Le deuxième axe est dédié au processus d'anticipation. Notre idée consiste à proposer une représentation compacte des décisions possibles, compilée à l'avance lors de la définition d'un plan, afin de garantir des réponses en temps polynomial suite à l'apparition d'aléas. De fait, nous utilisons une idée développée en intelligence artificielle pour résoudre les problèmes de CSP, ou encore l'optimisation en temps réel par interaction homme-machine dans le contexte des problèmes de planification (Hamel et al., 2012 ; Weigel et al., 1999).

1.4 Organisation du manuscrit

Ce manuscrit se décline en 6 chapitres et est organisé de la manière suivante :

- Dans le **chapitre 2**, nous présentons les principales notions et les caractéristiques de chaînes logistiques. Dans cette littérature déjà très riche, notre objectif est de caractériser les problèmes de planification à horizon glissant qui se posent au niveau de la planification à moyen terme.
- Dans le **chapitre 3**, nous présentons une étude bibliographique permettant au lecteur de se situer par rapport aux travaux liés à la présente thèse. il est composé de trois sections. Dans la première section, ce sont les aspects liés à la planification avec un horizon glissant sous incertitudes qui sont abordés, en particulier les sources, les effets des incertitudes et les stratégies appliquées afin de maintenir la stabilité de la planification. Dans la seconde section, nous abordons deux importants problèmes de planification tactique, à savoir le dimensionnement de lots mono-produit et multi-produit. Dans la troisième section, nous abordons les concepts et les pratiques liés à la compilation des connaissances, y compris ses langages.

4. CAASC : Cloud Adaptation for an Agile Supply Chain

-
- Dans **le chapitre 4**, nous présentons notre approche d'identification, de caractérisation des incertitudes à partir d'un historique des variations des plans échangés entre les partenaires de la chaîne logistique. De même, nous présentons des résultats et des illustrations d'application de notre approche sur des données simulées ainsi que sur des données industrielles fournies par Pierre Fabre.
 - Dans **le chapitre 5**, nous présentons l'outil de simulation qui permet de représenter différents comportements et politiques que peuvent avoir les acteurs de la chaîne logistique.
 - **Le chapitre 6** est consacré à l'utilisation de la méthode de compilation de connaissances pour la planification à horizon glissant. D'abord, nous commençons par donner une définition formelle générale du concept de compilation de connaissance, puis nous décrivons divers langages ; langage d'entrée, langage de sorties et d'autres méthodes de compilation, que nous appelons processus de compilation. Enfin, nous illustrons comment la compilation de connaissances s'applique et s'adapte aux problèmes de planification d'une chaîne logistique sous incertitudes, en abordant différentes tailles de problèmes de planification.

Nous concluons cette thèse par un récapitulatif sur les travaux réalisés et nous discutons sur les directions et les perspectives qui peuvent être envisagées.

2

Définitions et problématique générale

Introduction	15
2.1 La gestion de la chaîne logistique	16
2.1.1 La chaîne logistique	16
2.1.2 Flux logistiques	16
2.1.3 Structure de la chaîne logistique	16
2.1.4 Gestion de la chaîne logistique	17
2.2 Niveaux de décisions	18
2.2.1 Stratégique à long terme	18
2.2.2 Tactique à moyen terme	19
2.2.3 Opérationnel à court terme	19
2.3 Planification au sein de chaînes logistiques	19
2.3.1 Planification des activités	19
2.3.2 Gestion des flux	19
2.4 Types de coordination	20
2.4.1 Centralisée	21
2.4.2 Décentralisées	21
2.5 La planification à horizon glissant	22
2.5.1 Les caractéristiques d'un plan	23
Conclusion et positionnement	25

Introduction

Ce chapitre présente d'abord les généralités de la chaîne logistique et de sa gestion. Puis il développe les concepts fondamentaux concernant le processus de planification à horizon glissant, en mettant notamment l'accent sur les pratiques de collaboration nouvellement adoptées par les différents acteurs de la chaîne logistique.

La dernière partie du chapitre est essentiellement consacrée aux définitions des terminologies utilisées dans ce travail. Nous terminons par une présentation des différentes questions de recherche en rapport avec la problématique des industries évoquée au chapitre précédent.

2.1 La gestion de la chaîne logistique

2.1.1 La chaîne logistique

De nombreuses définitions de la chaîne logistique, ou du terme « Supply Chain » en anglais, ont été proposées dans la littérature (Mahmoudi, 2006). Selon Stadtler et al. (2005), une chaîne logistique est considérée comme un réseau d'organisations qui participent, par des liens en amont et en aval, aux différents processus et activités qui produisent de la valeur sous forme de produits et de services destinés aux clients finaux.

Pour Halley (1993) « La chaîne logistique se définit comme un réseau d'entreprises en interaction dont l'objectif est de livrer un produit ou un service à l'utilisateur final en coordonnant les activités associées au mouvement des biens de la matière première jusqu'à la livraison du produit fini par des combinaisons efficaces de ressources qui contribuent à la création et à la livraison de la valeur. »

Elle peut être définie comme étant un ensemble d'entités : approvisionnement, fabrication, distribution, de clients entre lesquels s'échangent des flux matériels dans le sens des fournisseurs vers les clients et des flux d'information dans les deux sens (Tayur et al., 1999). La figure 2.1 représente une chaîne logistique suivant cette vision. Elle montre les flux par rapport aux acteurs (fournisseur, manufacturier, distributeur, détaillant) sans pour autant séparer qui est en charge de l'accomplissement de chaque fonction.

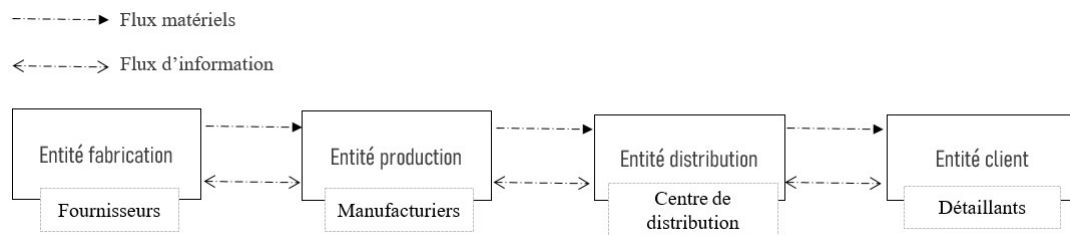


Figure 2.1 – Représentation des deux principaux types de flux (Habib, 2011)

2.1.2 Flux logistiques

Nous clarifions ici les trois flux traversant une chaîne logistique (Cooper et al., 1997) : flux d'information, matériel (physique) et financier.

- Le flux matériel est le flux le plus lent des trois. Il représente des matières premières, des composants ou des produit finis qui passent principalement de l'amont vers l'aval, depuis les entités d'approvisionnement vers les entités clients.
- Le flux d'information est le plus rapide des trois flux grâce aux progrès technologiques, et représente l'ensemble des transferts ou échanges de données entre les différents acteurs, dans les deux sens qui permettent aux acteurs de se coordonner.
- Le flux financier correspond à la valeur monétaire des ventes et des achats réalisés. Il est généré par les flux matériels qui ont circulé dans le système et se déplace dans le sens opposé au flux matériel.

Pour optimiser leur fonctionnement, les entités impliquées dans la chaîne logistique doivent se coordonner dans le but de gérer toutes les activités concernant la production, le stockage et le transport, en fonction des critères qui leur sont propres.

2.1.3 Structure de la chaîne logistique

Une chaîne logistique peut adopter différentes structures, qui dépendent évidemment de sa nature et des objectifs souhaités. Etant donné la multitude de configurations et de types

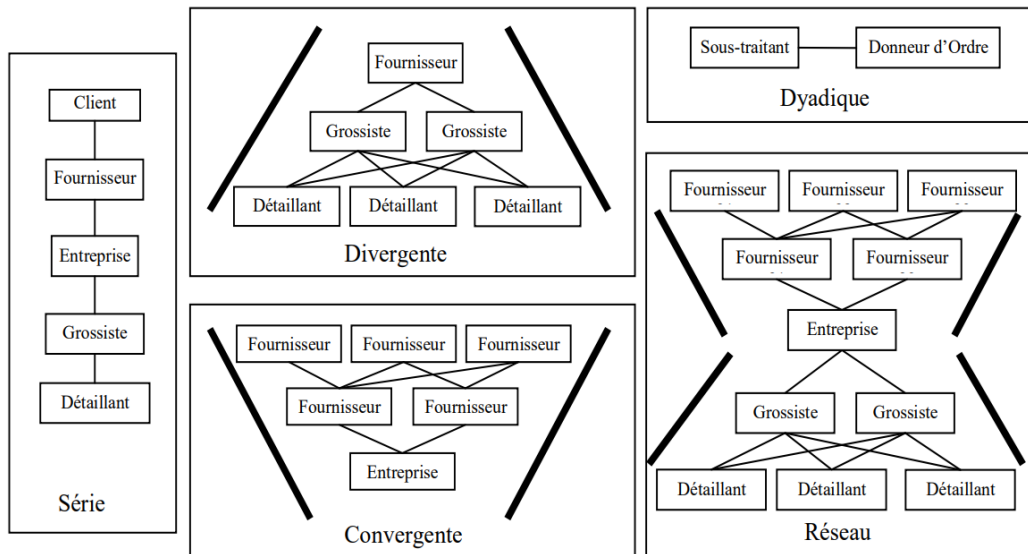


Figure 2.2 – Différents structures de la chaîne logistique (Galasso, 2007)

de structures d’approvisionnements, de fabrication et de distribution, il s’avère difficile d’avoir une définition et une cartographie complètes de toutes les structures des chaînes. Une décomposition des structures typiques des chaînes logistiques est proposée par G. Q. Huang et al. (2003). Elle est répartie selon des enjeux de pilotage identifiés (en cinq types) : série, divergente, dyadique, convergente et réseau (voir la figure 2.2).

- La structure dyadique est une structure de base qui permet de se focaliser sur la relation client/fournisseur.
- La structure série est une structure linéaire dont chaque entité de la chaîne alimente une seule autre entité en aval. Elle permet d’étudier la coordination entre entités sur un flux spécifique.
- La structure convergente est le cas où une entreprise est alimentée par plusieurs fournisseurs des différents réseaux de distribution. Elle permet d’étudier les coordinations multifournisseurs.
- La structure divergente est le cas où une entreprise alimente plusieurs clients. Elle permet d’étudier les coordinations multi-clients.
- La structure réseau : Elle est la combinaison des deux structures précédentes et elle peut être comparée au réseau informatique (centralisation et décentralisation).

2.1.4 Gestion de la chaîne logistique

Comme le concept de la chaîne logistique à son début, le concept de SCM (supply chain management) a suscité des nombreuses définitions depuis son apparition dans la littérature en 1982, nous pouvons citer par exemple :

Stadtler, (2002) a défini la gestion de la chaîne logistique comme « La tâche d’intégration des différentes organisations qui composent la chaîne logistique, et de la coordination des flux de matières, d’informations et financiers afin de satisfaire la demande des clients finaux et d’améliorer la compétitivité de la chaîne logistique globale ».

Simchi-Levi et al. (2003) ont défini la gestion de la chaîne logistique comme « Un ensemble d’approches utilisées pour intégrer efficacement les fournisseurs, les producteurs, les distributeurs et les détaillants de façon à garantir la production et la distribution des produits finis au bon moment, au bon endroit, en bonne quantité tout en respectant les exigences des clients finaux et ce au moindre coût ».

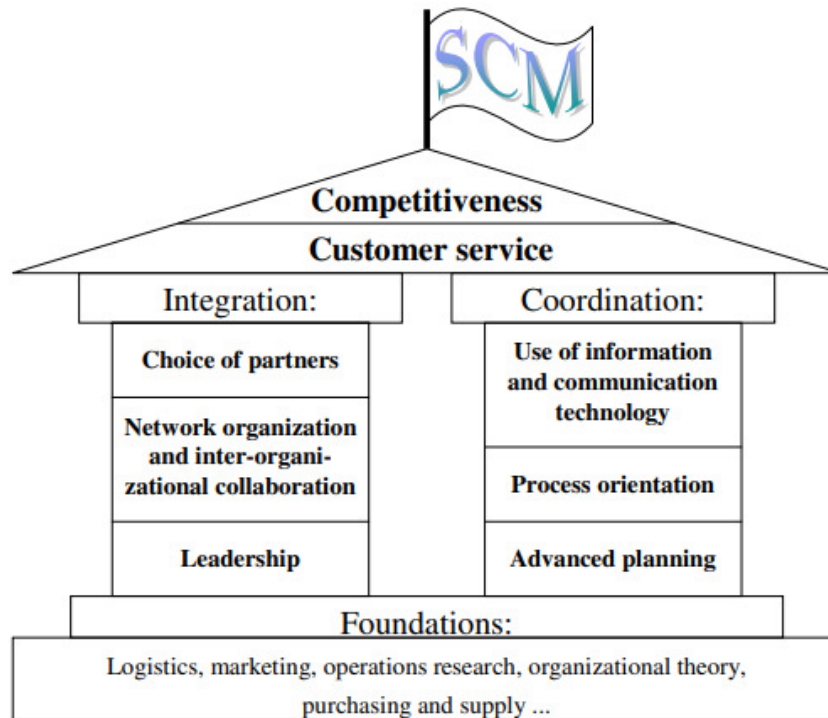


Figure 2.3 – Maison du SCM d'après (Stadtler et al., 2005)

Certains auteurs définissent le SCM comme une façon de gérer les flux de matières et d'informations entre les entités de la chaîne.

Stadtler et al. (2005) ont représenté les composantes de la gestion de la chaîne logistique sous la forme de la "Maison du SCM" (voir la figure 2.3), dont :

Le toit correspond aux objectifs du SCM en termes de réponse aux besoins des clients et de compétitivité de la chaîne logistique, objectifs qui reposent sur deux piliers :

- Le pilier de l'intégration concerne la création de la chaîne logistique et le choix des partenaires.
- Le pilier de la coordination concerne l'utilisation des nouvelles technologies de l'information et de la communication qui permettent de véhiculer et de traiter l'information pour la gestion efficace des trois flux (matières, informations et finances).

2.2 Niveaux de décisions

Dans la littérature scientifique (Stadtler et al., 2005), les auteurs s'accordent fréquemment sur trois niveaux principaux de prise de décision pour le flux physique. Chaque niveau doit se coordonner avec ceux autour de lui dans cette hiérarchie (descente de décision et suivi de réalisation). La différenciation de ces niveaux de décision repose principalement sur le moment où les décisions auront un impact sur le développement futur de la chaîne logistique. Chaque niveau décisionnel est caractérisé par un horizon de temps, un niveau de détail des informations traitées, et des modèles et méthodes de résolution propres à son niveau.

2.2.1 Stratégique à long terme

Il englobe l'ensemble des décisions à long terme (plus de 2 ans) prises pour répondre aux évolutions du marché et pour réagir aux aléas. Les exemples de décisions les plus courantes à ce niveau, selon Pirard (2005), sont les suivants :

-
- La reconfiguration des chaînes logistiques (par exemple : les localisations des installations, l'introduction de nouveaux produits, ajustement de la capacité globale des sites de production, etc.).
 - Les types de relations entre les différents acteurs de la chaîne (par exemple : établir des contrats).
 - Le choix de déployer et d'utiliser de nouvelles technologies.
 - La définition des nouveaux indicateurs et politiques de coordination de la chaîne qui impactent sur le comportement des décideurs.

2.2.2 Tactique à moyen terme

C'est le niveau intermédiaire qui regroupe l'ensemble des décisions prises à moyen terme (3 à 18 mois) au regard des décisions déterminées lors du niveau stratégique (Gharbi et al., 2010). Elles reposent le plus souvent sur des indicateurs et des méthodes de nature quantitative (Díaz-Madroño et al., 2014). A titre d'exemple, quelques décisions typiques de ce niveau sont :

- La prévision des volumes et les périodes de production et de distribution en fonction de la répartition de la demande et des alternatives de production, stockage, transport.
- L'utilisation des capacités et la répartition des ressources (humaines, matérielles, financières).
- Le choix du mode de transport et des transporteurs.

2.2.3 Opérationnel à court terme

Il correspond au niveau le plus court, il est exécuté de manière quotidienne et applique les décisions planifiées au niveau tactique. Les activités principales de ce niveau concernent les activités d'ordonnancement (le séquençage des tâches, l'affectation des tâches aux moyens aussi bien pour les activités de production, préparation de commande et de transport), et leur adaptation en temps réel face aux aléas.

2.3 Planification au sein de chaînes logistiques

2.3.1 Planification des activités

La matrice de la planification de la chaîne logistique (figure 2.4) propose un classement des activités de planification selon deux dimensions : le niveau de planification (long terme, moyen terme, court terme) ; et les processus de la chaîne logistique basés sur quatre activités principales (achat, production, distribution, vente).

Dans notre travail de thèse, nous nous intéressons aux problématiques de planification concernant essentiellement, les processus d'approvisionnement et de production, sur un horizon à moyen terme.

2.3.2 Gestion des flux

Au sein d'une chaîne logistique, on peut distinguer des modes différents de gestion des flux au niveau de chaque acteur (voir la figure 2.5) : la conception à la commande, la fabrication à la commande, l'assemblage à la commande et la production sur stock.

Le choix du mode de gestion des flux dépend notamment des caractéristiques du produit fabriqué et du rapport entre les délais de production et de livraison (Figure 2.5) :

- La conception à la commande (Engineer-to-Order, ETO) : suppose que les spécifications du client imposent une conception unique ou une importante personnalisation. Dans ce mode, le client a un lien étroit avec la conception du produit.

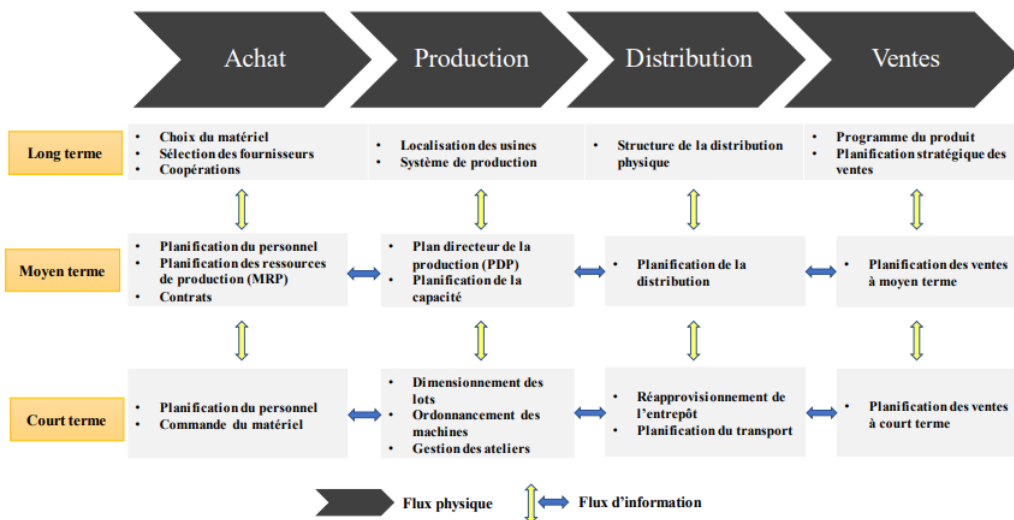


Figure 2.4 – Matrice de planification de la chaîne logistique (Stadtler et al., 2005)

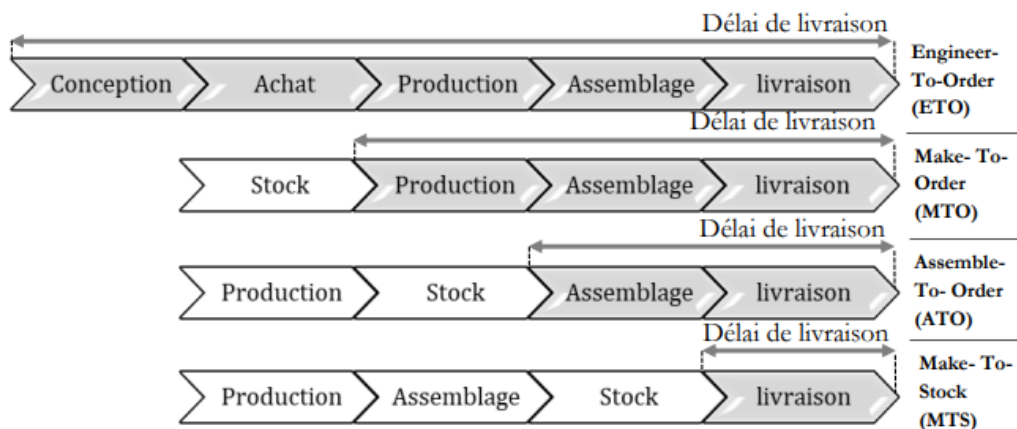


Figure 2.5 – Mode de gestion des flux (Arnold et al., 2007)

- La fabrication à la commande (Make-to-Order, MTO) : suppose qu'une entreprise entame la fabrication d'un produit seulement quand elle reçoit une commande. Le produit final peut comporter des composants spécifiques mais il comprend généralement des éléments standards pouvant faire l'objet de variantes.
- L'assemblage à la commande (Assemble-to-order, ATO) : suppose qu'une entreprise peut stocker et assembler un produit fabriqué sur la base de sous-ensembles standards préassemblés en fonction des commandes du client.
- La production sur stock (Make-to-Stock, MTS) : suppose que l'entreprise fabrique les produits en fonction du niveau du stock de produits finis. Le client est livré à partir de ce stock.

2.4 Types de coordination

Arshinder et al. (2008) ont présentés une revue sur les différentes perspectives du rôle et de l'importance de la coordination de la chaîne logistique. Ils ont aussi illustré les divers

mécanismes existants, telle que le partage d'informations, les contrats (Rached et al., 2016) visant à améliorer les performances de la chaîne logistique. En général, il existe deux types de coordination dans le cadre de la gestion de la chaîne logistique (Hosang et al., 2008) : Des décisions centralisées ou décentralisées accordées à l'aide d'un mécanisme de coordination (Chen et al., 2005 ; Sahin et al., 2002a ; Xiuhui et al., 2007).

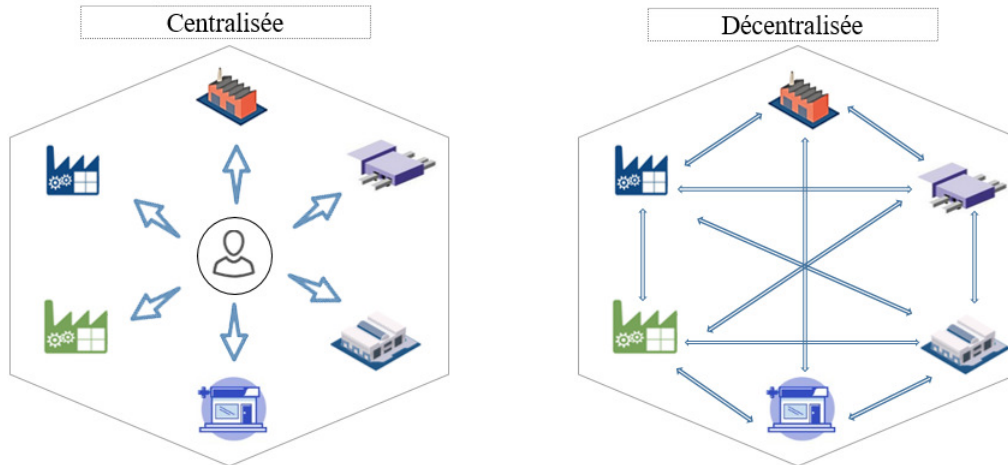


Figure 2.6 – Les différentes approches de la coordination (Hosang et al., 2008)

2.4.1 Centralisée

Les chaînes logistiques centralisées partent du principe de la présence d'une entité centrale possédant une vision globale des caractéristiques des flux qui circulent dans les différentes entités. Celle-ci contrôle alors toutes les activités et prend des décisions globales qui doivent impérativement être respectées par tous les acteurs. Une telle centralisation des décisions assure une meilleure coordination entre les acteurs et garantit une meilleure performance globale.

Dans la pratique, le déploiement d'une telle approche présente trois grandes difficultés (Giannoccaro, 2018 ; Hosang et al., 2008) :

- Problème de confiance : il s'agit notamment des informations pouvant être jugées confidentielles, telles que les coûts, ainsi que de l'équité du décideur central vis-à-vis des différentes composantes.
- Problème de gestion des données : elle nécessite un effort important de traitement et d'analyse d'informations pour aider le décideur central à trouver les informations pertinentes et à choisir les bonnes alternatives qui maximisent les performances de l'ensemble de la chaîne.
- Problème d'autonomie : lorsque le décideur central établira un plan *optimal* pour la totalité de la chaîne cela signifie que les autres acteurs auront un cadre décisionnel bien délimité à suivre.

2.4.2 Décentralisées

Dans le cas des structures décentralisées (Xiuhui et al., 2007) les décisions sont prises sur la base d'informations locales, et chaque entité est à la recherche de son propre développement et des meilleures décisions locales. Ainsi, aucune des entités ne garantit que les décisions prises au niveau local sont en adéquation avec les objectifs de l'ensemble de la chaîne logistique. Parmi les avantages de ce système, citons les suivants :

-
- Réduire le temps consacré au traitement du volume d'informations échangées entre les entités.
 - Garantir une autonomie locale à chaque entité de la chaîne.
 - Fournir une bonne réactivité face aux aléas ou aux incertitudes de la demande (Marquès, 2010).

La concrétisation de la décentralisation exige toutefois que l'on soit en mesure de coordonner les activités :

- De définir un protocole de coordination des décisions à l'échelle de l'ensemble de la chaîne logistique. Plusieurs bonnes pratiques existent concernant ces protocoles de coordination : DRP-MRP, Vendor Managed Inventory (VMI) (Marquès et al., 2010), Collaborative planning Forecasting and Replenishment (CPFR) (Nimmy et al., 2019; Panahifar et al., 2015).
- D'aligner les différents objectifs des entités indépendantes de la chaîne logistique afin que chacune utilise ses leviers de flexibilité locaux dans l'intérêt global (Marquès, 2010).
- D'améliorer la flexibilité, la communication et la capacité d'innovation au sein d'une chaîne logistique.

2.5 La planification à horizon glissant

Au sein d'une chaîne logistique décentralisée, les décideurs cherchent constamment à améliorer leurs prises de décision dans le processus dynamique de replanification à horizon glissant. Ils utilisent une approche dite *proactive* (Tiss, 2022) basée sur l'échange des plans et de partage d'information périodique au niveau tactique. Ce principe de planification a été introduit dès la définition de la méthode MRP (Fortuin, 1977) puis repris pour la distribution DRP (Martin, 1992). Il permet d'organiser la dynamique du processus de planification dans le temps et son adaptation à la connaissance des aléas et incertitudes.

Cette approche (voir la figure 2.7) consiste à effectuer périodiquement, à chaque cycle de planification, des révisions pour actualiser les données prévisionnelles du problème de planification. Par exemple, la demande, la disponibilité des moyens et les niveaux de stock. De plus, les replanifications successives vont pouvoir suivre ou s'adapter à l'évolution de l'état réel de la chaîne logistique et permettre de réagir aux perturbations et incertitudes pouvant se présenter à court terme, tels que les aléas dans un atelier de production, d'approvisionnements retardés, les variations de la demande et les changements de décisions. Ainsi pendant la replanification, les acteurs concernés ont la possibilité de rectifier les éventuelles déviations entre les plans précédents et la réalisation.

Cependant, les modifications répétées dans les décisions peuvent entraîner une mauvaise qualité de service (Blackburn et al., 1986; Heisig, 2002; Herrera et al., 2016; Magableh et al., 2022), en raison d'un manque de confiance dans les systèmes de planification, à la fois chez l'émetteur et le récepteur. Ce phénomène est très largement reconnu au sein de systèmes de planification sous le terme "Nervosité ou instabilité" (Genin et al., 2007; Herrera et al., 2016; Steele, 1975; Xie et al., 2003). Il peut considérablement dégrader les performances du système. D'après Xie et al. (2003) *la nervosité caractérise les ajustements fréquents de PDP, ce qui peut conduire à des changements majeurs dans les programmes détaillés MRP*. Dans la section de chapitre suivant 3.2, nous détaillons les sources majeures de ce phénomène de même que les stratégies développées pour le réduire. Outre, des effets sur la performance au niveau local, on retrouve également, des effets sur la performance au niveau global. Pour (Genin, 2003), ce processus de planification risque de générer des plans adaptés à chaque entité, sans être réellement adaptés au niveau global, phénomène qu'il a appelé désynchronisation horizontale. Son amplification par les autres acteurs provoque un effet bullwhip (Kaipia et al., 2006; Li et al., 2017).

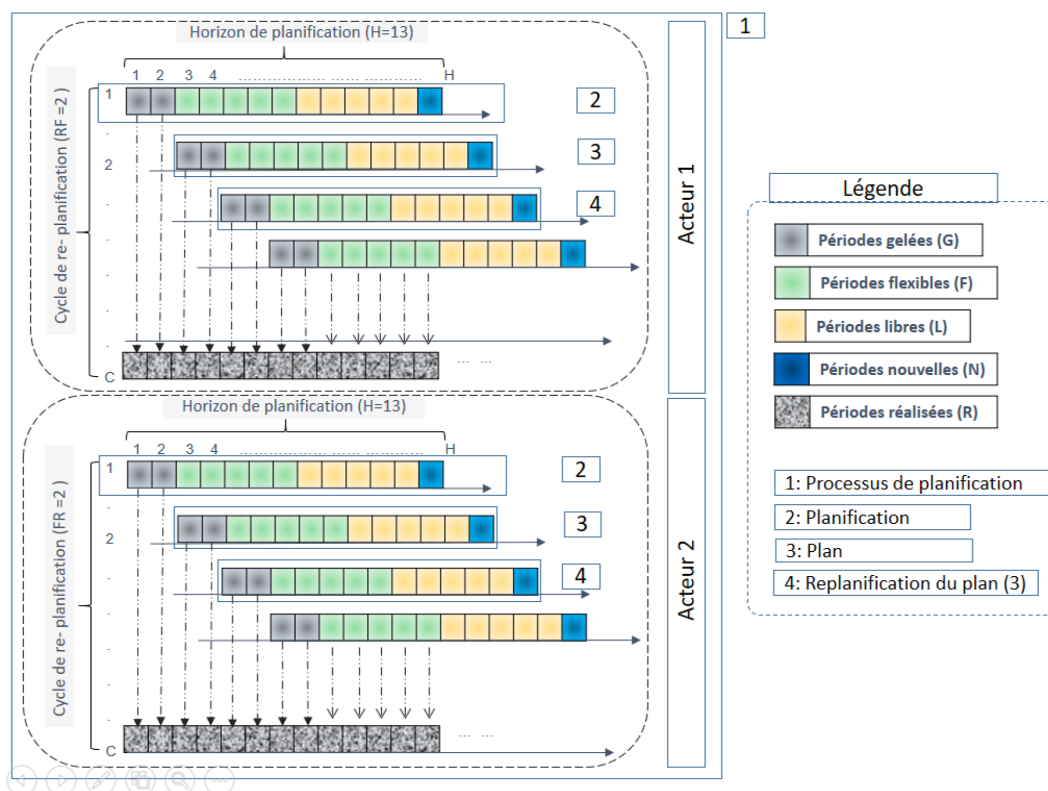


Figure 2.7 – Principe de planification à horizon glissant (Dolgui et al., 2007)

Le principe de la planification à horizon glissant utilisé en vue d'améliorer la réactivité d'une chaîne logistique face aux aléas est illustré dans la figure (2.7) : Un horizon de planification (noté H) est ici composé de 13 périodes et la fréquence de replanification (noté RF) est de deux périodes. Cela nous permet de distinguer quelques termes que nous allons utiliser dans la suite de ce travail, correspondant à des visions partielles d'un processus de planification à horizon glissant :

- **Planification** : désigne le processus global impliquant plusieurs acteurs qui vise à coordonner l'ensemble de la chaîne dans un cycle spécifié.
- **Plan** : le résultat d'une replanification d'un décideur. Il implique la coordination de multiples replanifications effectuées par les divers décideurs impliqués dans la planification. Cela se traduit par un horizon de planification H, qui dans cet exemple est de 13 périodes.
- **Replanification** : le processus de révision d'un plan pour un acteur implique de prendre en considération les décisions prises lors de la replanification précédente afin de guider et de rationaliser le nouveau plan qu'il va élaborer.

Ainsi un processus de planification à horizon glissant est une suite de planifications réalisées sur des cycles successifs. A un cycle donné, chaque planification est elle-même une suite de replanifications produites par des acteurs différents.

2.5.1 Les caractéristiques d'un plan

L'horizon de planification doit être deux fois plus long que la plus longue des activités qu'il pilote. Il peut se décomposer en trois périodes (gelée, flexible, libre) selon le type de décision envisagée (Galasso, 2007) :

-
- Périodes gelées : désigne une part des périodes de l'horizon de planification (\leq le nombre de périodes entre deux planifications) où les quantités émises aux acteurs restent inchangées. Ces quantités sont reportées telles quelles au cycle suivant.
 - Périodes flexibles : désigne les périodes dans lesquelles les quantités peuvent être modifiées dans des conditions fixées à l'avance (par exemple, avec une marge de variation tolérée de 50 %).
 - Périodes libres : désigne les périodes où les quantités prévues sont transmises uniquement à des fins d'information. Au sein de cet horizon, les quantités sont entièrement gérées par des systèmes de planification informatisés, en suivant des critères précis.

A chaque replanification, les décisions sont mises à jour avec toutes celles qui ont été réalisées précédemment, gelées, flexibles et libres. En début de cycle de planification, chaque acteur est amené à prendre en compte les changements possibles. Il vérifie ses stocks, ses capacités de production et d'approvisionnement pour optimiser l'utilisation des ressources et satisfaire ses clients. Autrement dit, les systèmes à horizon glissant résolvent de manière répétée des problèmes d'optimisation sur un cycle de planification donné.

Conclusion et positionnement

L'objectif principal de ce chapitre est de positionner la problématique de la branche industrielle partenaire du Groupe Pierre Fabre (PFDC) dans les différentes dimensions de la chaîne logistique. En fonction de la grille de classification suggérée par (Mahmoudi, 2006), le tableau 2.1 récapitule désormais le positionnement du cadre industriel au regard de l'ensemble des éléments présentés précédemment. La grille de classification se complète avec la présentation de l'état de l'art dans le chapitre suivant.

Structure de la SC	Sérialé	Convergente	Divergente	Réseau
Niveaux de décisions	Stratégique	Tactique	Opérationnel	
Planification des activités	Achat	Production	Distribution	Ventes
Gestion des flux	ETO	MTO	ATO	MTS
Type de coordination	Centralisée		Décentralisée	
Collaboration dans la SC	Statique		Dynamique (horizon glissant)	

Table 2.1 – Positionnement du contexte selon la grille de (Mahmoudi, 2006)

Dans les chapitres suivants, nos contributions tentent essentiellement à répondre à des questions issues de besoins réels et des spécificités industrielles exprimés par le groupe PFDC. Elles sont étroitement associées aux axes mentionnés dans la section du contexte (section 1.3). Pour les différents axes, elles sont formulées comme suit :

— **Pour l'axe 1 : Modélisation des variations autour d'un plan par l'historique**

Est-il possible de modéliser les variations des plans via les données historiques ?
 Si oui, comment représenter les incertitudes dues aux actualisations des plans ?
 Comment les intégrer dans la planification à horizon glissant ? (C1 et C2)

Quelle est réellement la cause de la nervosité ? Est-ce la variabilité de la demande ou les comportements des planificateurs ? (C2) Peut-on développer un nouvel outil facile à utiliser pour les planificateurs pour visualiser la nervosité et l'effet coup de fouet en utilisant des techniques développées en (C1) ?

— **Pour l'axe 2 : Modélisation des variations hors du plan par la compilation de connaissance**

Comment trouver un plan rapidement avec les préférences d'un décideur d'une entité donnée, tout en garantissant une faisabilité de son plan par rapport aux autres décideurs de la chaîne logistique ? (C3)

3

Etat de l'art

Introduction	27
3.1 Problème de dimensionnement de lots (lot-sizing)	29
3.1.1 Caractéristiques du modèle de lot sizing	30
3.1.2 Synthèse des revues	31
3.1.3 Modèle à un seul produit à capacité infinie	34
3.1.4 Modèle à plusieurs produits à capacité finie	36
3.1.5 Méthodes de résolution	37
3.1.6 Conclusion	38
3.2 L'instabilité dans la planification à horizon glissant	39
3.2.1 Définition de la nervosité	39
3.2.2 Les effets possibles de la nervosité	39
3.2.3 Identification des facteurs de la nervosité	41
3.2.4 Mécanismes de réduction de la nervosité	42
3.2.5 Mesure de la nervosité	47
3.2.6 Conclusion	49
3.3 Compilation de connaissance	50
3.3.1 Historique et Concept	50
3.3.2 Langage source	51
3.3.3 Langages cibles	53
3.3.4 Méthodes de compilation	58
3.3.5 Requêtes et transformations	59
3.3.6 Compilation de connaissance dédiée à des domaines particuliers	60
3.3.7 Conclusion	62
Conclusion et positionnement	62

Introduction

Ce chapitre se décline en trois sections (voir la figure 3.1) avec notamment une mise en évidence des liens entre les problèmes de compilation de connaissances et de planification de la production, qui constituent les deux axes de ce mémoire. Dans chaque section, nous soulignons notre réflexion, notre positionnement et notre motivation en relation avec des travaux existants.

- La première section rappelle les principaux types de la planification avec une attention particulière aux problèmes de dimensionnement des lots (Lot Sizing en anglais) et aux méthodes de résolutions adoptées. Il faut savoir que notre but n'est pas de présenter une vue d'ensemble détaillée ou une revue exhaustive de la littérature sur

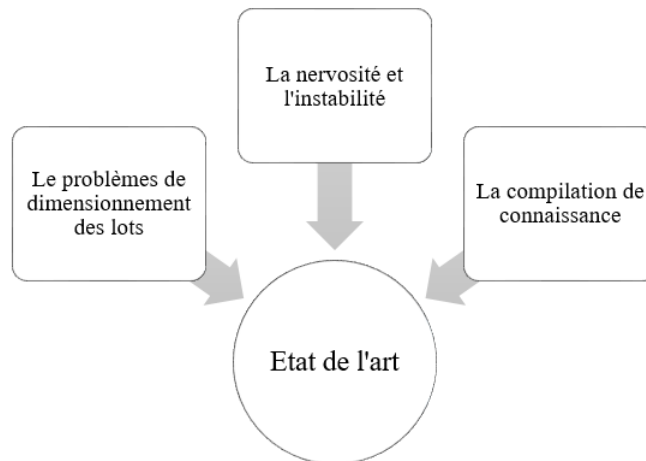


Figure 3.1 – La classification de l'état de l'art

le dimensionnement des lots, mais de mettre en évidence les concepts et définitions nécessaires à la compréhension des travaux présentés dans les chapitres 5 et 6.

- La seconde section propose une revue de la littérature portant à la fois sur la définition de la nervosité et sur les principaux facteurs ou sources qui peuvent affecter le système de planification.

Le but est de donner une compréhension claire de ce phénomène et de la manière dont il est possible de le traiter.

Par la suite, on présente les effets de la nervosité sur les performances aux niveaux local (entité) et global.

Enfin, nous décrivons les mécanismes disponibles pour faire face à cette nervosité et les métriques développées dans la littérature pour la traiter.

- La dernière section présente les éléments essentiels à la compréhension de la démarche de compilation des connaissances dont les caractéristiques peuvent être bien différentes suivant le domaine de recherche et la finalité de l'étude.

Dans notre étude, nous cherchons à l'appliquer au problème de "lot sizing", afin de limiter la nervosité des systèmes de planification.

Nous présentons plusieurs notions fondamentales relatives à la compilation des connaissances, à savoir, les principaux composants (les langages d'entrée, les langages cibles et les méthodes de compilation) et des illustrations de certains compilateurs relatifs à notre cadre d'étude.

3.1 Problème de dimensionnement de lots (lot-sizing)

Un des principaux problèmes de la planification de la production (Planification en Make-To-Stock MTS) est celui du dimensionnement des lots. Depuis les travaux initiaux de Wagner et al. (1958), ce problème est connu sous le terme de "Lot Sizing Problem" (noté LSP). Il a été étudié de manière approfondie dans la littérature. Plus concrètement, le LSP consiste à déterminer ce qu'il faut produire, en quelles quantités et à quel(s) moment(s) sur un intervalle de temps donné dit horizon. Sous sa forme la plus basique (Single Level Single Item Uncapacitated LSP (Wagner et al., 1958)), le but est d'optimiser la somme des coûts de production, des coûts de lancement et des coûts de stockage pour satisfaire la demande. De nombreuses extensions de ce modèle simple de dimensionnement des lots ont été proposées pour modéliser des situations plus complexes et réalistes. La revue Comelli et al. (2006) fournit plus de détails sur les problèmes de la planification de la production.

Dans cette section, nous dressons un état de l'art des problèmes de la planification de la production essentiellement sur les problèmes de dimensionnement des lots (lot-sizing) à un seul produit et à plusieurs produits et nous indiquons de manière non exhaustive les extensions et les méthodes de résolution de ce problème. Pour permettre une meilleure compréhension du problème, nous présentons quelques caractéristiques, des extensions envisageables et des approches à adopter pour les résoudre. Nous renvoyons les lecteurs intéressés à Brahimi et al. (2017) pour une revue récente sur les problèmes de taille de lot à un seul article sans capacité (ULSP) et avec capacité (CLSP), et à Karimi et al. (2003) pour une description plus générale des problèmes de taille de lot à un ou plusieurs items (CLSP et MCLSP). Enfin, Lemoine (2008) a réalisé un catalogue des typologies du modèle de dimensionnement de lot avec les variables, les coûts et les paramètres à prendre en compte, comme le montre la figure 3.2.

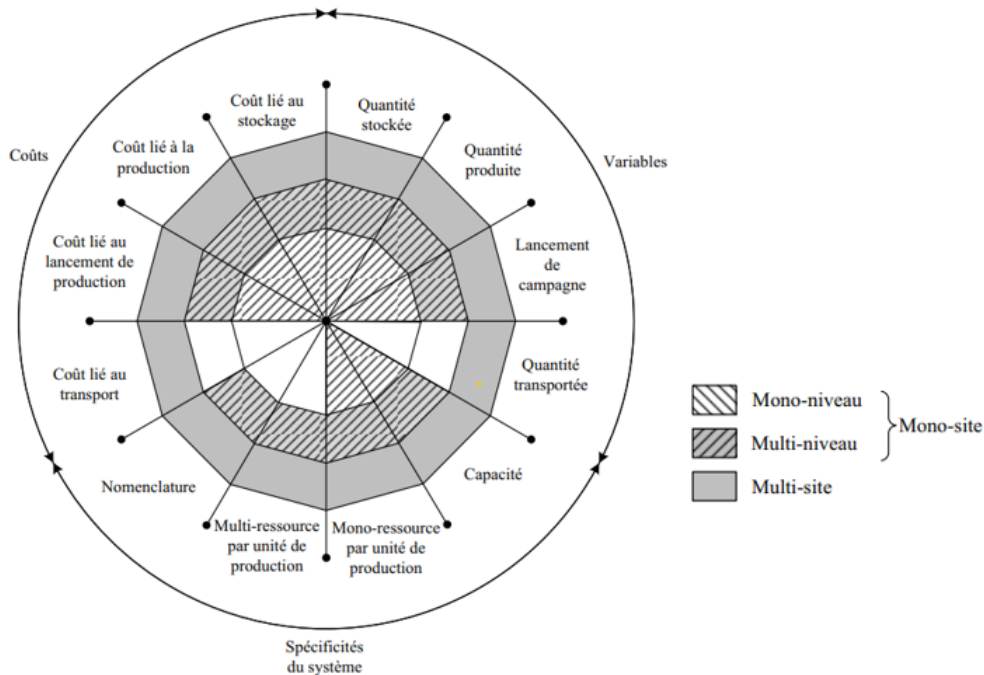


Figure 3.2 – Les modèles de lot sizing de planification tactique (Lemoine, 2008)

3.1.1 Caractéristiques du modèle de lot sizing

Suivant les travaux de Karimi et al. (2003) et Brahimi et al. (2017), les problèmes de lot sizing peuvent être classés en fonction de différents paramètres ou critères. La considération de ces derniers dans le modèle peut engendrer une certaine complexité du modèle qui nécessite une méthode spécifique pour sa résolution. On distingue les différents modèles de lot sizing selon les critères ci-dessous :

- **La nature de la demande** : La première caractéristique importante est la nature de la demande, qui peut être divisée en trois groupes :
 - o Déterministe : Suppose que les valeurs de la demande sont connues à l'avance sur un horizon de planification divisé en périodes discrètes. La majorité des travaux existants ont recours à des approches déterministes.
 - o Stochastique : La demande est modélisée par l'utilisation de distributions de probabilité (Díaz-Madroño et al., 2014). Elles peuvent concerner directement la demande ou des scénarios de demande (Guillaume, 2011).
 - o Ensembles flous et la théorie des possibilités (Fargier et al., 2000 ; Grabot et al., 2005) sont utilisés pour la représentation des informations imprécises ou le manque de précisions dans la modélisation de la demande, en particulier lorsque les incertitudes sont connues à partir de critères subjectifs.
- **Le nombre de niveaux de production** : Dans le cas où le processus de production est décomposé en plusieurs étapes utilisant plusieurs systèmes pour produire un produit final, le problème est considéré comme un problème à plusieurs niveaux *multi-level*. A contrario, on parle d'un problème à un seul niveau *single-level*, un état de l'art sur ce type de problème est donné par Karimi et al. (2003).
- **Le nombre de produits** : Lorsqu'il n'y a pas de relation de dépendance entre les produits, en particulier lorsque la capacité n'est pas utilisée en commun, on parle de problèmes mono-produits. Un état de l'art sur les problèmes mono-produits est fourni par Brahimi et al. (2006). A contrario, on parle de problèmes multi-produit qui fournissent la planification de la production de plusieurs articles, pouvant être des produits finis, des pièces ou des composants.
- **L'échelle de temps** : Les périodes peuvent être continues ou discrètes et leur durée peut être classée comme étant à petite ou grande échelle. La classe des grandes échelle « big bucket » comportent moins de périodes mais plus longues (la semaine par exemple) et ne comporte généralement aucune restriction quant au nombre de produits par période et par machine. La classe des petites échelles « small bucket » consiste en des périodes relativement courtes (par exemple la journée). Elle n'autorise qu'un seul produit par période et par machine. Plusieurs modèles en small bucket existent comme le *Continuous Setup Lot-Sizing Problem (CSLP)* ou le *Discrete Lot-sizing and Scheduling problem (DLSP)*. Drexel et al. (1997), Gicquel et al. (2008) et Jans et al. (2004) ont proposé des modélisations mathématiques pour des problèmes de petite granularité (small bucket).
- **Les contraintes de capacité et leur nature** : elles caractérisent l'ajout des restrictions imposées par les ressources disponibles de système. Soit par exemple : la capacité des employés, la capacité de stockage, la capacité de production, la capacité des machines, etc. Ces contraintes sont intégrées dans le modèle de manière individuelle, simultanément, ou en combinaison avec d'autres. Ces caractéristiques rendent la planification de la production, au sein de cet environnement complexe, plus difficile à résoudre. Les classifications distinguent en général la planification à capacité infinie et à capacité finie.
- **Les objectifs** : les objectifs du modèle de planification sont très divers. Lorsque la résolution du problème de dimensionnement des lots a pour but de minimiser un objectif tel que le coût ou le temps, on parle d'optimisation à objectif unique. Selon Rezaei et Davoodi (2011), on peut considérer que les principaux objectifs de LSP étudiés sont les suivants :
 - o Maximiser le niveau de service à la clientèle (d'un point de vue service).
 - o Minimiser les coûts de la production, de stockage, et de lancement de production (d'un point de vue logistique).

o Maximiser les profits (d'un point de vue commercial).

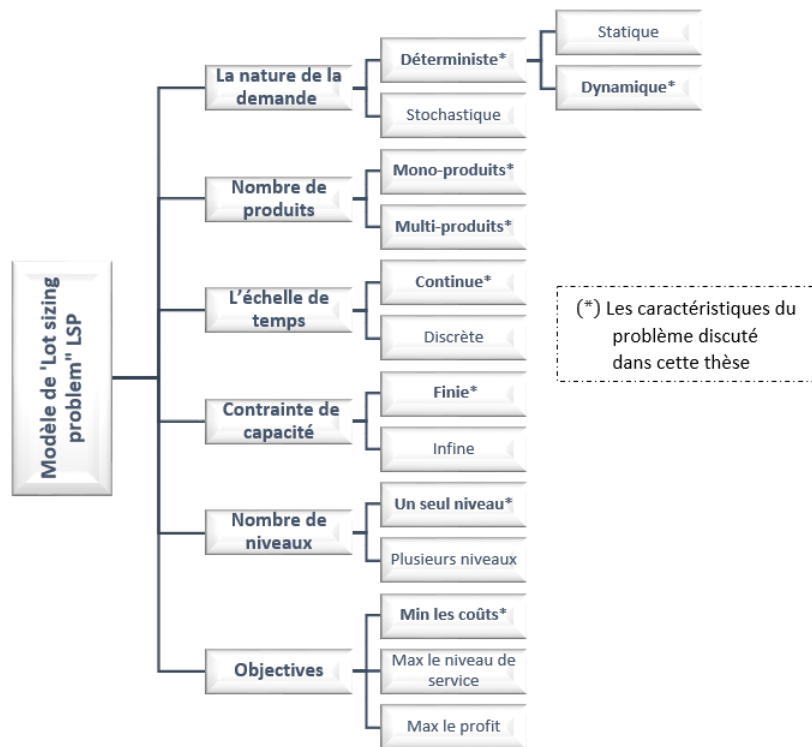


Figure 3.3 – Classification du problème de lot sizing (Karimi et al., 2003)

La figure 3.3 illustre quelques-unes des caractéristiques des extensions des modèles de dimensionnement des lots qui permettent de décrire de nombreuses situations réelles.

De nombreuses autres caractéristiques peuvent s'ajouter au modèle de lot sizing, comme le respect des contraintes environnementales : minimiser les coûts par rapport à un produit à faible impact carbone (Absi et al., 2012), favoriser le retour des produits usagés en vue de leur recyclage ou de leur réutilisation, où la demande est satisfaite soit par la production de nouveaux produits, soit par la remise à neuf de produit retournés, ou encore l'intégration d'aspects énergétiques (Rapine et al., 2018).

Dans les propositions de cette thèse, nous nous concentrons principalement sur deux modèles (multi-produit et mono-produit). Nous considérons la contrainte de capacité. La demande est déterministe et définie sur un horizon glissant. Notre objectif est de minimiser les coûts totaux.

3.1.2 Synthèse des revues

En raison de l'énorme quantité de publications portant sur les problèmes de lot-sizing et de l'existence de précédentes revues de la littérature, nous avons limité notre examen aux revues publiées depuis l'année 2003. Le tableau 3.3, présente une synthèse des revues, ainsi que le nombre de citations collectés sur la base de "Google scholar". Elles sont classées suivant trois critères : les caractéristiques, le nombre de produits (la nature de la demande, un ou plusieurs types de produits) et la considération, ou non, d'extensions particulières et les méthodes de résolution (exactes ou approximatives). Deux autres revues présentées par Díaz-Madroño et al. (2014) et Aloulou et al. (2014) méritent d'être consultées en raison de

leurs statistiques sur les références des articles traitant des modèles d'optimisation pour la planification tactique de la production.

Auteurs	Citation	Caractéristiques			Méthodes de résolution			Commentaire
		Demande	Niveaux/Produit	Modèle	Exacte	Approchée		
Karimi et al 2003	943	ds;dd	single/single single/multi	ULSP/MCLSP	Dynamic programming Branch and bound	Lagrangian relaxation Branch and bound Dynamic programming	Traite les extensions et les approches de résolution à un seul niveau du (LSP)	
Jans et al 2007	401		single/single single/multi	ULSP;MCLSP		Lagrange relaxation Reformulations heuristics Special Hybrid systems	Analyse les différentes méta-heuristiques telles que la recherche tabou et les algorithmes génétiques	
Jans et al 2008	452	ds;d	single/single single/multi	ULSP;MCLSP	IB;MOQ; Reverse; B;L;Tw		Se concentre sur la modélisation de diverses extensions industrielles plutôt que sur les approches de résolution	
Quadt et al 2008	175	ds	single/multi		Branch and Bound	Heuristic Metaheuristics	Formule des modèles pour chacune des extensions ainsi que pour leurs approches de résolution	
Céline et al 2008	40	ds	single/multi	MCLSP		Heuristics MP-based heuristics Metaheuristics	Traite des extensions aux problèmes multi-niveaux	
Comelli et al 2008	52	ds;dd	single/multi multi/multi	CLSP ; MCLSP	Branch-and-Bound & Cut Shortest path	MP-heuristic Metaheuristic	Donne un aperçu des modèles et des méthodes utilisés pour résoudre les problèmes de planification tactique	
Robinson et al 2009	192	ds;dd	single/single sigle /multi	ULSP;CLSP MULSP;MCLSP	Dynamic programming Branch-and-bound Shortest path	Branch-and-Cut Lagrangian relaxation	Expose les extensions ainsi que les approches de résolution exactes et heuristiques	
Buschiküht et al 2010	350		multi/multi	MLCLSP		Branch and Bound Metaheuristics MP-based heuristics	Traite du modèle LSP à capacité finie et à plusieurs niveaux (MLCLSP)	
Endy et al 2012	12	ds;dd	single/single multi/multi	ULSP ;CLSP ; MCLSP	Dynamic programming	Heuristics Metaheuristics	Formule les problèmes et les modèles, ainsi que les algorithmes permettant de résoudre les problèmes à grande échelle	
Bushuev et al 2015	116	ds;dd;ss;s d	single/single single/multi multi/single				Synthèse et discussion des modèles de LSP qui ont été recensés dans la littérature	
Brahimi et al 2017	158	ds;dd;ss;s d	single/single	ULSP;CLSP	Dynamic programming Branch-and-Bound	Branch and Cut Simple heuristics Metaheuristics	Présente une étude mise à jour et étendue sur le LSP à un seul produit en se concentrant sur les publications de 2004 à 2016	

Table 3.1 – Synthèse des revues 2003 à 2021

Une conclusion sur les performances des méthodes dédiées à ces deux problèmes n'est pas évidente. Compte tenu de la complexité du problème, il semble que, pour résoudre des instances de taille industrielle, la majorité des travaux existants utilisent des méthodes approchées en supposant que la demande est déterministe. Parmi celles-ci, les méta heuristiques exigent plus de temps de calcul et sont plus complexes à mettre en application car elles explorent un espace de solutions. Une autre approche suggérée est de suivre une méthode itérative (Singh et al., 1991). Par exemple, pour le cas du CLSP, on génère d'abord des solutions possibles de l'ULSP, puis on les améliore progressivement en prenant en compte les contraintes de capacité.

3.1.3 Modèle à un seul produit à capacité infinie

Le problème de lot-sizing à un seul type de produit sans aucune restriction de capacité est la forme la plus simple. Il a été introduit par Manne (1958) et Wagner et al. (1958) dans les années 50, et est très référencé sous le nom : *Uncapacitated Lot-Sizing Problem* (noté ULSP). Ce dernier vise à établir un plan de production qui couvre les besoins des clients, qu'ils soient connus ou estimés et minimise les coûts totaux classiques tel que le coût de production, le coût de stockage et le coût de lancement sur plusieurs périodes. Les mêmes auteurs ont proposé un algorithme polynomial qui fournit un plan (solution) optimal en $O(T^2)$. La complexité de cet algorithme a ensuite été améliorée en $O(T \log T)$ par Aggarwal et al. (1993) et Hoesel et al. (1996). Zangwill (1969) étend le modèle de Wagner et Whitin en considérant le retard des demandes. Le même auteur a proposé un algorithme de programmation dynamique en $O(T^2)$. À ce sujet, Aksen et al. (2003) ont modélisé avec des demandes retardés en transformant leur objectif en une maximisation du profit. Bien que ce modèle soit peu utile industriellement, car la capacité infinie est irréaliste, il est intéressant pour produire des résultats intermédiaires dans des résolutions par décomposition d'autres problèmes.

Modélisation de lot sizing à capacité infinie

- Les paramètres utilisés dans la modélisation de ce modèle sont les suivants :

T : Le nombre de périodes de l'horizon de planification
 d_t : La demande à la période t
 C_t^P : Le coût unitaire de production à la période t
 C_t^S : Le coût unitaire de stockage à la période t
 C_t^L : Le coût de lancement(setup) s'il y a un lancement dans la période t

- Les variables de décision correspondent à :

X_t : La quantité de production à la période t
 I_t : La quantité de stock à la fin de la période t
 Y_t : La variable de lancement qui est égale à 1 si $X_t > 0$ et à 0 sinon

En utilisant ces variables et paramètres, le modèle USLSP est comme suit :

$$\text{Min} \sum_{t=1}^T (C_t^P * X_t + C_t^S * I_t + C_t^L * Y_t) \quad (3.1)$$

$$(c1.2) \quad I_{t-1} + X_t = d_t + I_t \quad t \in 1, \dots, T$$

$$(c1.3) \quad X_t \leq \sum_{k=t}^T d_k * Y_t \quad t \in 1, \dots, T$$

$$(c1.4) \quad X_t, I_t \in \mathbb{N}, Y_t \in \{0, 1\} \quad t \in 1, \dots, T$$

La fonction objectif (3.1) consiste à minimiser les coûts de production, de stockage et de lancement ou de préparation tout au long de l'horizon de planification. La contrainte (c1.2) permet notamment d'exprimer la satisfaction de la demande à chaque période. Elle est appelée contrainte d'équilibre des stocks sur tout l'horizon. La contrainte (c1.3) précise qu'il

ne peut y avoir de production à la période t que si la décision de produire a été prise à cette période ($X_t > 0 \Rightarrow Y_t = 1$). La contrainte (c1.4) signifie que les variables X_t et I_t sont des entiers à chaque période, et Y_t est une variable binaire pour chaque période..

Ce modèle simple de lot-sizing (ULSP) a été le point de départ de nombreuses extensions visant à modéliser des situations plus complexes et réalistes. Une première extension est de supposer une capacité finie. La capacité est alors estimée soit par le nombre d'employés, soit par la capacité des machines, etc. Le nouveau problème est connu sous le nom de *Capacitated Lot-Sizing Problem* (noté **CLSP**). Celui-ci est obtenu en remplaçant les contraintes (c1.3) par (c1.5) ;

$$(c1.5) \quad X_t \leq Cap_t * Y_t \quad \forall t \in 1, \dots, T$$

Où Cap_t représente la capacité de production à la période t .

Bitran et al. (1982) montrent en effet que le CLSP est NP-difficile avec coût de lancement. Lorsque les coûts de démarrage sont inclus comme dans la formulation ci-dessus, Maes et al. (1988) montrent que le problème de faisabilité devient déjà NP-complet.

Dans cette même extension, nous trouvons deux cas particuliers concernant la modification de capacité :

- Capacité constante (C) : Dans le cas particulier d'une capacité constante ($Cap_t = Cap$ pour tout t) à un produit, Florian et al. (1971) introduisent une nouvelle propriété de dominance qui leur permet de développer un algorithme de programmation dynamique de complexité $O(T^3)$, basé sur une décomposition de l'horizon en sous-ensemble.

- Dépassement de Capacité (O) : La possibilité de réaliser des dépassements de capacité peut être ajoutée, en contrepartie d'un surcoût. On parle alors d'heures supplémentaires (*Overtime*) pour désigner le temps d'utilisation au-delà de la capacité. Pour modéliser le recours aux heures supplémentaires ou à la sous traitance, il suffit d'ajouter une nouvelle variable O_t indiquant la production qui dépasse la capacité et un nouveau paramètre de coût ot pour pénaliser les heures supplémentaires dans la fonction objectif. La contrainte (c1.5) peut être remplacée par (c1.6) :

$$(c1.6) \quad X_t \leq Cap_t * Y_t + O_t \text{ Avec } O_t \leq M * Y_t \quad \forall t \in 1, \dots, T$$

Un deuxième type d'extensions concernent la satisfaction de la demande client :

- Des demandes retardées *Backlogging* (B) : Dans ce cas, une nouvelle variable B_t indique qu'une demande dans une certaine période peut être satisfaite par la production dans une période postérieure. Le coût de retard (b_t : shortage costs) est intégré dans la fonction objectif et la contrainte (c1.2) du modèle est modifiée comme ceci :

$$(c1.2) \quad I_{t-1} + X_t + B_t = d_t + I_t + B_{t-1} \quad \forall t \in 1, \dots, T$$

- Des demandes perdues *Lost sales* (L) : la possibilité de ne pas répondre à toute la demande d'un ou plusieurs produits à certaines périodes. On modélise ce type de décision par une nouvelle variable L_t dans laquelle la demande perdue à la période t est exprimée avec un coût à payer pour la perte de la demande. De manière équivalente à la modélisation de la demande retardée. Le coût de perte est intégré dans la fonction objectif et la contrainte (c1.2) du modèle est modifiée comme ceci :

$$(c1.2) \quad I_{t-1} + X_t + L_t = d_t + I_t \quad \forall t \in 1, \dots, T$$

Enfin, les extensions supplémentaires consistent en l'utilisation des bornes sur des quantités :

- Capacité de stockage (BI) : elle limite les stocks à la capacité des entrepôts. Cette limite est aussi utilisée pour assurer la robustesse de la planification et assurer une réserve pour absorber des variabilités de la demande, des retards de livraison. La modélisation de cette condition se définit en ajoutant des limitations à la variable stock, comme suite :

$$(c1.7) \quad I_t^{min} \leq I_t \leq I_t^{max} \quad \forall t \in 1, \dots, T$$

• Quantité minimale de production (*MOQ*) : elle concerne certaines exigences commerciales comme par exemple l'obligation de livrer les produits dans des conteneurs ou sur des palettes. Auquel cas, une production ne peut être possible ou bénéfique seulement si les quantités produites dépassent une quantité précise (Quantité Minimum de Commande). On peut ajouter au modèle CLSP-MOQ une contrainte supplémentaire sur les quantités produites à l'aide d'une variable X_t^{min} , qui indique la quantité minimale à produire à la période t et la contrainte (c1.3) du modèle est modifié comme ceci :

$$(c1.8) \quad X_t \geq X_t^{min} * Y_t \quad \forall t \in 1, \dots, T$$

Dans certains contextes industriels, il arrive que plusieurs de ces contraintes se combinent les unes aux autres, comme dans l'exemple du dimensionnement des lots avec des contraintes de capacité et des demandes perdues (Absi et al., 2005).

3.1.4 Modèle à plusieurs produits à capacité finie

Dans les problèmes industriels réels, Il est fréquent qu'une entité de production soit responsable de la fabrication de plusieurs produits. Cette situation a conduit à la définition d'un problème connu dans la littérature sous le nom de Multi-item Capacitated Lot-sizing Problem (noté *MCLSP*). Manne (1958) est parmi les premiers à avoir modélisé le problème de dimensionnement de lots multi-produit avec contraintes de capacité.

- Les paramètres utilisés dans la modélisation de ce modèle sont les suivants :

N :	Le nombre des produits
T :	Le nombre de périodes compose l'horizon de planification
$d_{i,t}$:	La demande du produit i à la période t
Cap_t :	La capacité de production à la période t
bn_i :	La ressource (temps) nécessaire pour la production d'un produit i
$C_{i,t}^P$:	Le coût unitaire de production du produit i à la période t
$C_{i,t}^S$:	Le coût unitaire de stockage du produit i à la période t
$C_{i,t}^L$:	Le coût de lancement (setup) s'il y a un lancement du produit i dans la période t

- Les variables de décision correspondent à :

$X_{i,t}$:	La quantité de production du produit i à la période t
$I_{i,t}$:	La quantité de stock du produit i à la fin de la période t
$Y_{i,t}$:	La variable de lancement du produit i qui est égale à 1 si $X_{i,t} > 0$ et à 0 sinon

En utilisant ces variables et paramètres, nous formulons le problème de dimensionnement de lots à plusieurs produits sous la contrainte de capacité (MCLSP) comme suit :

$$Min \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T C_{i,t}^P * X_{i,t} + C_{i,t}^S * I_{i,t} + C_{i,t}^L * Y_{i,t} \quad (3.2)$$

$$(c1.2) \quad I_{i,t-1} + X_{i,t} = d_{i,t} + I_{i,t} \quad i \in 1, \dots, N, t \in 1, \dots, T$$

$$(c1.3) \quad X_{i,t} \leq Y_{i,t} * Cap_t \quad i \in 1, \dots, N, t \in 1, \dots, T$$

$$(c1.4) \quad \sum_{i=1}^N bn_i * X_{i,t} \leq Cap_t \quad t \in 1, \dots, T$$

$$(c1.5) \quad X_{i,t}, I_{i,t} \in \mathbb{N}, Y_t \in \{0, 1\} \quad i \in 1, \dots, N, t \in 1, \dots, T$$

L'objectif (1.2) consiste à minimiser tous les coûts de production, de stockage et de lancement pour tous les produits et pour toutes les périodes de l'horizon de planification. Les contraintes (c1.2) expriment l'équation d'équilibre des stocks. La contrainte (c1.3) indique que la somme de la production des produits ne doit pas dépasser la capacité dans chaque période. Les contraintes (c1.5) relient les variables $X_{i,t}$ aux variables binaires $Y_{i,t}$.

Dans le cas où la capacité est considérée comme infinie, le problème MCLSP avec N produits est réductible à N problèmes à un seul produit sans capacité (ULSP), chacun pouvant être résolu en temps polynomial. Concernant la complexité de MCLSP, Bitran et al. (1982) ont prouvé que le problème du CLSP est NP-difficile dans le cas où la capacité est finie. De plus, Trigeiro et al. (1989) ont démontré que le problème de faisabilité sur ce type de problème MCLSP, qui prend en compte les temps de lancement (setup time) de plusieurs types de produits et une contrainte de capacité, est NP-complet.

Les contraintes présentées plus haut (en cas CLSP) sont toutes susceptibles de s'ajouter au problème MCLSP. Il existe encore d'autres aspects industriels qui dépassent le cadre de cette thèse comme par exemple l'extension multi-niveaux proposée dans (Buschkühl et al., 2010; Drexl et al., 1997). Cependant, les approches de résolutions existantes sont pour la plupart basées sur des techniques heuristiques. La littérature sur les méthodes de résolutions exactes pour résoudre les problèmes de dimensionnement de lots multi-niveaux est relativement faible (Absi et al., 2005), voir par exemple la revue de la littérature fournie par Buschkühl et al. (2010).

3.1.5 Méthodes de résolution

Un grand nombre de méthodes de résolution existe en recherche opérationnelle pour les problèmes de planification mentionnés ci-dessus. Hassani et al. (2019) présentent une revue de littérature récente sur l'avancement de la recherche dans la formulation et la résolution des problèmes de planification dans les systèmes de production et une synthèse des approches développées de 1992 à 2018. Les méthodes appliquées sont fortement dépendantes des caractéristiques et des extensions choisies. On peut classer les méthodes de résolution en deux grandes catégories selon la qualité et l'optimalité de la solution :

- Les méthodes exactes, présentes dans 32% de la documentation de Hassani et al. (2019), recherchent une solution optimale de manière certaine, mais peuvent nécessiter des temps de calcul parfois très longs.
- Les méthodes approchées, présentes dans 68% de la documentation de Hassani et al. (2019), perdent la preuve d'optimalité de la résolution, mais elles fournissent souvent des solutions approchées de bonne qualité dans un temps raisonnable. Ces dernières sont aussi divisées en deux sous-groupes : les heuristiques et les métaheuristiques. Ces méthodes s'appliquent si les méthodes exactes sont impossibles à utiliser (c'est le cas, en particulier, des problèmes NP-difficiles). Elles assurent un compromis entre la qualité de la solution retenue et le temps nécessaire de calcul.

Méthodes exactes pour les problèmes CLSP

La méthode la plus fréquemment appliquée pour la résolution du problème de lot sizing à un seul produit (ULSP) est certainement la programmation dynamique (Aksen et al., 2003, Loparic et al., 2001). Celle-ci a été introduite par Bellman et al. (1965). Elle consiste à résoudre un problème grâce aux résultats intermédiaires de sa décomposition en sous-problèmes. Elle a également été utilisée pour résoudre d'autres problèmes tels que le problème du sac à dos (Wolsey, 2020). De nombreux autres auteurs ont utilisé cette méthode pour résoudre le problème avec contraintes de capacité (CLSP) (Chung et al., 1994; Shaw et al., 1998) et pour résoudre le problème avec contraintes de capacités constantes (Bitran et al., 1982). Un autre type de méthode est basé sur la procédure de Branch and Bound (Loparic et al., 2001). Baker et al. (1978) fut le premier à avoir proposé de résoudre le problème CLSP en tenant compte des coûts de production et de stockage constants. Le principe de base consiste à diviser le problème initial en un certain nombre de sous-problèmes pour constituer l'arbre de recherche et à déterminer une solution optimale à travers cet arbre par deux méthodes d'exploration qui peuvent notamment s'effectuer en largeur, ou en profondeur. Afin de réduire le nombre de solutions examinées, quelques auteurs ont cependant proposé de coupler la méthode *Branch and Bound* avec :

- Algorithme de programmation dynamique (Chung et al., 1994) - Reformulation du modèle en plus court chemin (Eppen et al., 1987; Lotfi et al., 1994) - Générations d'inégalités valides branch-and cut (Absi et al., 2007) - Génération de colonnes branch-and-price (Tempelmeier et al., 1996).

Par ailleurs, les auteurs soulignent que le temps de résolution par des méthodes exactes augmente exponentiellement en fonction de la taille du problème. Pour plus de détails sur les approches de résolution dans un cadre général, nous renvoyons le lecteur à l'article de Karimi et al. (2003) pour des explications complètes et sur les méthodes exactes récentes à Brahim et al. (2017).

Dans cette thèse, nous utilisons des méthodes exactes. Nous utiliserons parfois le solveur MILP Cplex qui est basé sur une méthode branch-and-bound (chapitre 5). Nous utiliserons aussi des méthodes basées sur une représentation sous forme de graphe des solutions (chapitre 6).

Pour les problèmes MCLSP

Les problèmes de *lot sizing* de "CLSP et MCLSP", ont fait l'objet de nombreux travaux qui proposent deux méthodes de résolution exacte et approchée. Une présentation détaillée de l'état de l'art de ces méthodes est donnée dans Jans et al. (2008). Les algorithmes proposés sont basés sur trois grands types de méthodes.

Tout d'abord, des algorithmes de type *Branch-and-Bound* et *Branch-and-Cut* ont été développés permettant de traiter efficacement les petites instances. On peut citer les travaux de Belvaux et al. (2000) et Drexel et al. (1997). Par la suite, ces performances ont été améliorées par la *Relaxation Lagrangienne* permettant de trouver des bornes inférieures (supérieures) dans l'arbre de recherche pour les problèmes de minimisation (maximisation). En fait, en relâchant la contrainte de capacité du problème MCLSP, on aboutit à plusieurs sous-problèmes de type ULS faciles à résoudre (Brahimi et al., 2006). En second lieu, les algorithmes du problème du *plus court chemin* ont été utilisés pour des formulations alternatives du problème de la taille des lots (adaptées à des heuristiques basées sur la programmation linéaire). Lotfi et al. (1994) ont proposé une reformulation du problème CLSP basée sur un plus court chemin. Enfin, les algorithmes génétiques, la recherche tabou et le recuit simulé sont des exemples classiques de *Méta-Heuristiques* présentant des approches alternatives pour la résolution de problèmes complexes de taille des lots (qui prennent en compte plusieurs extensions). Pour une vue plus générale sur les méthodes de résolution utilisées pour le CLSP, le lecteur peut se reporter à Jans et al. (2008), qui présentent une comparaison de plusieurs méta-heuristiques pour ce problème, ou encore à Buschkühl et al. (2010), qui fournissent une liste détaillée des différents types de méthodes existantes, y compris les heuristiques, les méta-heuristiques et les approches exactes.

3.1.6 Conclusion

Il y a un grand nombre de formulations du problème de lot sizing en fonctions de différentes caractéristiques, le plus souvent avec un seul objectif. À notre connaissance, les aspects itératifs dans la construction d'un plan de production ou d'approvisionnement ont été peu étudiés. Dans cette thèse, nous nous concentrerons sur ce manque.

Dans cette thèse, nous abordons différentes versions du problème de dimensionnement des lots (*lot sizing problem*) en fonction des chapitres. Dans le chapitre 3, ce seront des séries de CLSP de petites tailles résolus en horizon glissant par des approches de branch and bound. Dans le chapitre 5, nous recherchons une représentation sous la forme d'un graphe d'un ensemble de solutions répondant aux contraintes et proches des préférences du décideur. Nous hériterons dans ce cas des représentations utilisées pour la programmation dynamique.

3.2 L'instabilité dans la planification à horizon glissant

Cette section présente une revue de la littérature qui traite de la définition de la nervosité. Afin d'assurer une compréhension commune du concept, sont distinguées les principales causes ou sources, ses conséquences et son traitement. Cette revue se termine par plusieurs mesures disponibles de la nervosité d'un système de planification.

3.2.1 Définition de la nervosité

Le phénomène de nervosité est très fréquent dans un processus de planification à horizon glissant. Il reflète l'instabilité des plans que les acteurs s'échangent. Une des premières descriptions scientifiques de cette notion remonte aux travaux de Mather (1977) et Steele (1975), qui ont observé la nervosité des replanifications dans un environnement de planification des besoins en matériel (MRP). Par la suite, des travaux ultérieurs ont étendu le phénomène de nervosité au niveau supérieur du programme directeur de production (PDP)¹ (Blackburn et al., 1986), en insistant sur la propagation de cette nervosité dans la hiérarchie des niveaux de planification (Andersen et al., 2014) et dans toute la chaîne logistique.

Toutefois, dans la littérature qui aborde ce phénomène, différents termes sont utilisés, comme celui d'instabilité ou celui de nervosité du planning.

Plusieurs définitions de la nervosité existent (Ho, 1989), mais aucune de ces définitions n'est universelle, bien que plusieurs tentatives de synthèse existent. Le tableau suivant présente quelques-unes des principales définitions de la nervosité à différents niveaux de la chaîne logistique.

D'après cette liste de définitions (voir la table 3.2), nous retiendrons dans notre étude deux définitions : la définition de Genin et al. (2007), qui suggère qu'un plan peut être considéré comme stable si les prévisions de production pour une période de replanification donnée restent inchangées et correspondent aux besoins de production réels. Par opposition, la nervosité est liée au changement de ces quantités. Une autre définition est donnée par Herrera et al. (2016) qui représente une instabilité locale liée à une entité de la chaîne logistique. Ainsi, les changements dans les décisions de production aux niveaux aval peuvent être comparés à ceux dans les entités amonts.

3.2.2 Les effets possibles de la nervosité

Dans la planification à horizon glissant, les décisions des planificateurs sont réajustées en fonction de l'évolution des besoins opérationnels. La replanification est essentiellement le résultat de deux conditions (Sahin et al., 2013). Tout d'abord, il existe un effet de glissement dû à l'ajout de périodes à la fin de l'horizon de planification et à la suppression des premières périodes déjà exécutées. Ensuite, en raison de l'incertitude de la demande, il y a toujours une marge d'erreur dans les prévisions. Par conséquent, les données de l'ancien plan doivent être modifiées pour refléter et tenir compte des nouvelles informations. Cette pratique de replanification provoque une instabilité dans les systèmes de planification et a des conséquences défavorables ou non souhaitables pour toutes les activités de la chaîne logistique et à tous les niveaux de prise de décision. Il existe différents degrés de la nervosité dont la conséquence peut toucher à la fois les performances de l'entité et celles de la chaîne globale (Magableh et al., 2022).

Des effets sur la performance au niveau local (des entités) : Les effets les plus constatés par un grand nombre d'auteurs (Magableh et al., 2022 ; Pujawan, 2004 ; Pujawan et al., 2014) sont notamment les suivants :

- L'augmentation des coûts de production et des stocks (Aisyati et al., 2017).

1. MPS en anglais : Master production schedule

Auteur	Définition
Mather (1977)	<i>Définit la nervosité du système MRP comme la modification de la date de livraison ou de la quantité prévue sur un ordre de réapprovisionnement relatif à un produit acheté ou fabriqué.</i>
Carlson et al. (1979)	<i>Lorsque les méthodes de résolution des problèmes de dimensionnement de lot sont utilisées dans un contexte de planification à horizon glissant, où les valeurs estimées des paramètres sont régulièrement mises à jour, on observe fréquemment une instabilité appelée nervosité.</i>
Blackburn et al. (1986)	<i>Les ajustements fréquents du PDP causés par des changements dans les exigences des commandes des clients, les prévisions de ventes ou les plans de production peuvent entraîner des changements importants dans les programmes MRP détaillés. Ce phénomène est connu sous le terme de nervosité.</i>
Xie et al. (2003)	<i>L'instabilité ou la nervosité caractérisent les ajustements fréquents de PDP et qui peuvent conduire à des changements majeurs dans les programmes détaillés MRP. Ces changements peuvent entraîner une augmentation des coûts de production et des stocks ainsi qu'une perte de service pour les clients.</i>
Pujawan (2004)	<i>La nervosité des systèmes de planification est un terme exprimant la propagation des changements au niveau du programme directeur de production (PDP) dans l'instabilité des besoins en pièces ou composants aux niveaux inférieurs de la structure du produit.</i>
Genin et al. (2007)	<i>Définir un plan tactique comme stable si et seulement si le nombre de changements dans les niveaux des variables de décision entre deux plans successifs reste dans un niveau considéré comme convenable pour le planificateur.</i>
Herrera et al. (2016)	<i>La nervosité est définie comme une caractéristique dans le système MRP (Manufacturing Resource Planning) quand de petits changements dans les programmes de niveau supérieur entraînent des changements importants de temps ou de quantité dans les programmes de niveau inférieur de nomenclature.</i>

Table 3.2 – Exemple de définitions de la nervosité

- L'augmentation des temps de passage (Sridharan et al., 1989).
- La réduction de la productivité (Sridharan et al., 1989).
- La diminution de l'utilisation des capacités (Ho, 1989).
- La baisse du niveau de service à la clientèle (Aisyati et al., 2017).
- La confusion dans l'atelier et dans la gestion du personnel (Carlson et al., 1979 ; Ho, 1989 ; Sridharan et al., 1989).
- La perte de confiance dans le système de planification (Blackburn et al., 1986 ; Heisig, 2002 ; Herrera et al., 2016 ; Magableh et al., 2022).

Des effets sur la performance au niveau global : L'absence d'alignement efficace des activités entre les entités de la chaîne logistique génère non seulement une baisse de productivité, mais aussi un problème de *Bullwhip Effect*.

La figure ci-dessous (voir 3.4), illustre ce phénomène dans la chaîne et explique que des variations minimales de la demande de clients finaux peuvent entraîner des variations de plus en plus importantes de la demande par les acteurs d'une chaîne logistique depuis les détaillants puis les acteurs de distribution, de fabrication, et enfin les fournisseurs de matière première (Dai et al., 2017 ; Sahin et al., 2002b).

Des travaux très récents (Kaipia et al., 2006 ; Li et al., 2017) ont constaté une relation étroite entre les phénomènes d'effet bullwhip et la nervosité de la planification. Ces études concluent que le phénomène de l'effet bullwhip peut être considéré comme une amplification de la

nervosité de la demande le long de la chaîne logistique. Outre ces effets de propagation des perturbations, il existe un autre phénomène appelé *Ripple Effect* ou "effet de vague" dont la différence est dans le sens d'amplification de la perturbation. Les *Ripple Effect* sont déployées vers l'aval de la chaîne logistique. Pour plus de précision sur les impacts et la relation entre les deux phénomènes, le lecteur peut consulter l'état de l'art récent (Dolgui et al., 2018).

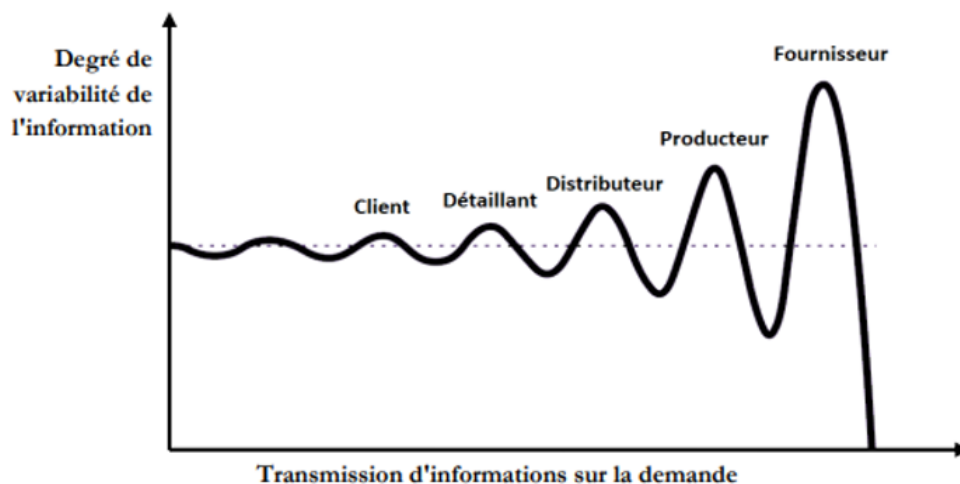


Figure 3.4 – Image de l'effet 'Bullwhip' dans une chaîne logistique (Dai et al., 2017)

Pour d'autres auteurs (Andersen et al., 2014 ; Christopher et al., 2004 ; Sahin et al., 2002b), cette instabilité est due au manque de partage de l'information et à la non coordination entre les partenaires de la chaîne, c'est-à-dire qu'une «déconnexion» et un manque de «visibilité » entre les parties d'une même chaîne logistique sur le long terme accentuent cet effet de bullwhip.

3.2.3 Identification des facteurs de la nervosité

De nombreux facteurs présents dans une organisation sont susceptibles de générer de la nervosité. Selon (Andersen et al., 2014 ; Koh et al., 2002 ; Mula et al., 2006), on peut regrouper ces incertitudes qui causent la nervosité dans deux catégories : (i) l'incertitude liée à l'environnement et (ii) celle relative au fonctionnement du système.

- Les incertitudes environnementales (externe) désignent les incertitudes situées en dehors du processus de production étudié, telles que l'incertitude de la demande et de l'approvisionnement : Parmi les causes de la nervosité des systèmes décrites dans la littérature, une grande partie s'intéresse aux caractéristiques de la demande. Cela peut prendre plusieurs formes : des erreurs dans les prévisions de la demande (Ho et al., 1998 ; Zhao et al., 1993), des modifications dans les commandes des clients (Aisyati et al., 2017 ; Genin et al., 2007 ; Herrera et al., 2016 ; Sridharan et al., 1987), l'utilisation d'informations erronées sur la demande (Donselaar et al., 2000) ou des flux d'informations non fiables (Sivadasan et al., 2013), des pics de la demande (promotions) et des perturbations dans les livraisons (défauts de transit) (Amrani-Zouggar et al., 2009), des changements simultanés de la demande à la fois chez le fournisseur et chez le client (Kaipia et al., 2006).
- Les incertitudes du système (interne) désignent les différentes sources d'incertitude du processus de planification au sein des entités de la chaîne. Elles concernent tous les modifications de décisions, du niveau stratégique au niveau opérationnel. Ces modifications peuvent prendre en compte différentes informations : des défaillances des machines, une indisponibilité des

matériaux, un manque de personnel, des non qualités en production. Elles peuvent aussi être liées à un manque de technologies de l'information efficaces ou à des planificateurs humains mal formés (Fransoo et al., 2008). La modifications des paramètres de MRP a également une influence sur la nervosité (Meixell, 2005), il s'agit :

- Des méthodes de calcul de stock de sécurité et du délai de sécurité.
- Des variations dans les règles de taille de lot.
- Des changements dans la structure du produit, dans les coûts d'installation et la capacité à utilisée.

Il faut préciser que fréquemment, en pratique, une combinaison d'un ou plusieurs des facteurs mentionnés ci-dessus risque de générer une certaine nervosité dans le plan (Shetty, 2020). Pour une description détaillée des causes de l'instabilité, le lecteur peut se référer à Pujawan (2004) pour le niveau opérationnel et à Magableh et al. (2022) pour le niveau de la chaîne logistique.

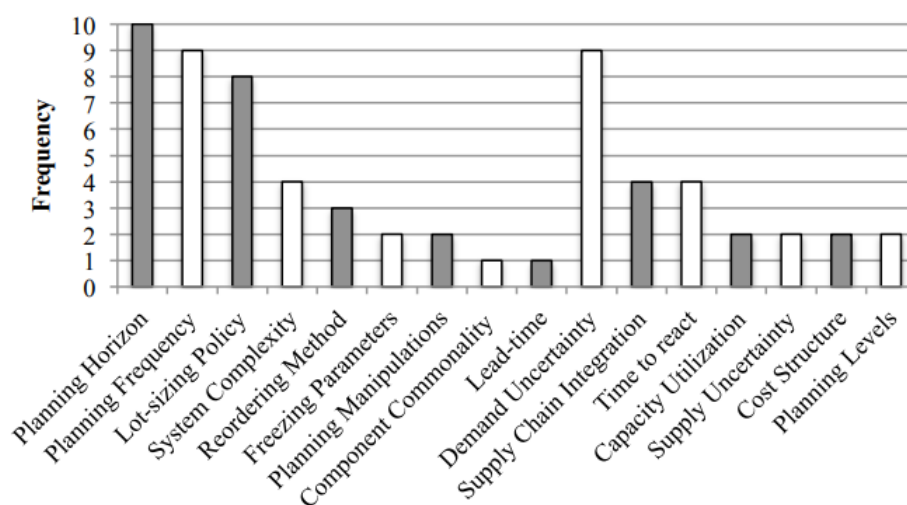


Figure 3.5 – Diverses origines de l'incertitude suivant (Andersen et al., 2014)

3.2.4 Mécanismes de réduction de la nervosité

Des techniques de réglage des paramètres ont été explorées dans la littérature pour lutter contre l'instabilité des systèmes de planification à des niveaux tactiques et opérationnels. Comme le mentionne Pujawan et al. (2014), on distingue deux catégories de stratégies : La première, dite *proactive*, regroupe les mécanismes permettant de réduire à la source la nervosité des systèmes de planification, en particulier la réduction de la variété des produits (Andersen et al., 2014; Meixell, 2005), le renforcement de la coordination interne et la coopération entre les acteurs. La seconde stratégie, dite *réactive*, regroupe les mécanismes permettant de s'adapter et de minimiser l'impact de la nervosité au niveau de l'entité ainsi qu'au niveau de la chaîne logistique, comme par exemple les stocks de sécurité, les délais de sécurité, la gestion des tailles des lots et le gel des périodes.

Les mécanismes pour lutter contre cette instabilité de la planification sont différents d'un cas à l'autre, nous présentons ci-dessous les plus répandus :

Coût d'instabilité

En raison de l'instabilité des plans, Carlson et al. (1979) ont proposé le concept de coût supplémentaire de la nervosité (appelé Change cost ou Cost of nervousnes) dans la fonction

Mécanismes	Auteurs	Quand il y a des modifications des	Pour réduire ou éliminer
Coopération	Amrani et al., 2009	Délais de livraisons et des Pics de la demande	Risque d'effet bullwhip
	Kaipia et al., 2006	La demande (fournisseurs et clients)	Risque d'effet bullwhip
	Anwar et al., 2019	Structure des coûts et des règles de gestion des stocks	Transfert de risques entre les entités
	Donselaar et al., 2000	Logiciels basés sur le système MRP classique	Flux d'informations non fiable
	Sivadasan et al., 2013	La demande (fournisseurs et clients)	Flux d'informations non fiable
Coût d'instabilité	Carlson et al., 197	Besoins des clients à horizon glissant	Offre un compromis efficace entre stabilité et coût total
	Kazan et al., 2000	Besoins des clients à horizon glissant	Offre un compromis efficace entre stabilité et coût total
	Genin et al., 2007	Besoins des clients	Offre un compromis efficace entre stabilité et taux de service
Horizon glissé	Aisyati et al., 2017	Besoins des clients	Les coûts des stocks et Augmenter le niveau de service
	V. Sridharan et al., 1987	Besoins des clients	Les coûts des stocks et Augmenter le niveau de service
	Zhao et al., 1993	Erreurs de prévision de la demande	Le risque de pénurie et Augmenter le niveau de service
RL	Ho et al., 1998	Délais et de la demande	Transfert des risques entre les niveaux de décision
SS	V. Sridharan et al., 1989	Besoins de la structure des produits	Risque de pénurie et Augmenter le niveau de service
SD	Kampen et al., 2010	Incertitudes de la production et de la demande	Risque de pénurie et donner à la production plus de flexibilité

RL : Règle de taille de lot, SS : Stock de sécurité, SD : Stock et Délai de sécurité

Table 3.3 – La classification des stratégies de réduction de nervosité

objective du modèle de lot sizing en complément des coûts de lancement. Selon leurs conclusions, il est préférable d'avoir une planification stable, même si celle-ci implique éventuellement une solution moins optimisée en termes de coût. Dans ce contexte, Kimms (1998) ont suggéré l'utilisation d'une procédure interactive de prise de décision dans laquelle un paramètre relatif au coût de l'instabilité est spécifié par l'utilisateur afin de pondérer le degré de stabilité par rapport à d'autres coûts de la fonction objectif. Kazan et al. (2000) ont étendu ce concept de façon à considérer non-seulement les modifications à chaque période, en plus de l'annulation ou même la modification de quantités dont les impacts sur la stabilité d'un plan sont différents et leurs coûts sont aussi différents d'une période à l'autre (les périodes les plus proches ont un impact plus important que les plus éloignées). Pour ces derniers, un modèle complet de lot sizing conçu pour réduire l'instabilité doit intégrer tous les coûts associés aux variations des plans précédents. Par ailleurs, Genin et al. (2007) ont proposé une alternative de planification en présence d'incertitude sur la demande en utilisant un plan de référence. Les résultats des simulations montrent clairement un compromis efficace entre la stabilité et le taux de service. Récemment, Herrera et al. (2016) ont introduit l'instabilité dans la formulation en prenant en compte les variations des quantités de production planifiées pour chaque période, pour tous les produits sous une contrainte représentant la différence entre les quantités en valeur absolue d'un même cycle de planification. Les résultats montrent que la minimisation des différences de quantité dans un même cycle conduit à une réduction efficace de l'instabilité globale. Néanmoins, une telle approche demande la recherche de compromis entre le coût de l'instabilité et le coût d'une solution non optimale.

Horizon gelé

Sridharan et al. (1987) sont les premiers à introduire l'idée des périodes gelées (*Freezing*) dans les plans pour limiter le nombre de changement des quantités entre deux plans successifs. Cette solution consiste à figer certaines périodes dans lesquelles les quantités des périodes en question sont fixées durant les cycles de replanifications à venir. Zhao et al. (1993) ont étudié l'impact d'un ensemble de paramètres de gel des périodes, à travers un modèle de simulation, et pour faire face à des erreurs de prévision de la demande. L'une de leurs conclusions indique qu'une proportion plus élevée de gel jusqu'à 50% de l'horizon de planification peut permettre de réduire l'instabilité mais augmenter considérablement les coûts. Par ailleurs, Sridharan et al. (1994) ont constaté que le gel d'une partie du PDP produit des coûts inférieurs et des plans plus stables que l'utilisation d'un stock de sécurité au niveau du PDP.

En contrepartie, la difficulté est de déterminer le nombre de périodes pendant lesquelles le plan PDP doit être gelé pour éviter de limiter la capacité des entités à réagir à l'évolution des besoins des clients. Dans cette logique, Aisyati et al. (2017) ont réalisé une synthèse des études disponibles sur les paramètres de gel tels que la période de replanification, la taille de l'horizon et le nombre de périodes de gel. Ils suggèrent d'impliquer les fournisseurs, en tant que décideurs, en plus du fabricant, afin que la décision de geler certaines périodes soit prise conjointement par les deux parties, tout en considérant les coûts associés au gel du PDP.

La coopération entre les acteurs

Quand les précédents mécanismes sont insuffisants ou inefficaces pour faire diminuer l'instabilité, la coopération est indispensable. Tous les acteurs de la chaîne logistique sont tenus de collaborer et d'améliorer leurs relations. Ainsi Pujawan et al. (2012) ont effectué une analyse de réponses à une enquête menée auprès de professionnels du domaine de la planification. Leurs conclusions soulignent que l'instabilité de la planification est avant tout affectée par des facteurs externes, notamment par les relations entre acheteurs et fournisseurs; les facteurs internes ont moins d'impact.

Cette coopération se présente sous la forme de partage de l'information, d'amélioration de la communication et la mise en place de contrats spécifiques.

Amrani-Zouggar et al. (2009) ont présenté une liste des différents contrats les plus utilisés. Cette liste consiste à matérialiser les relations entre les entités partenaires et à définir les conditions de leur fonctionnement. Ils traduisent les accords envisageables entre des partenaires (à titre d'exemple : délais de livraison acceptables). On y distingue les contrats fermes à respecter obligatoirement, comme par exemple lorsque le client s'engage à commander à périodique ou en quantité fixe (contrat sur les quantités); et des contrats flexibles susceptibles de leur échapper mais qui entraînent des contreparties pour lesquelles la négociation est nécessaire (Grabot et al., 2013; Sahin et al., 2002b). Une autre forme de coopération est le partage d'informations à propos des besoins et de la demande des clients, des informations sur les produits, les coûts, les processus et les critères de performance par les outils d'EDI (échange de données informatisées). Les technologies de "*supply chain intelligence*" permettent aux acteurs de la chaîne de coordonner leurs décisions et de rendre les activités de chaque acteur de la chaîne visibles aux autres partenaires (Christopher et al., 2004). Les échanges de flux d'informations réguliers entre les acteurs mais non fiables sur les prévisions de demande et de livraison peuvent être une source de l'instabilité (Sivadasan et al., 2013). (Sivadasan et al., 2013) développe un indicateur de complexité pour identifier les flux d'informations non fiables afin de supprimer ou d'ignorer les flux d'informations ajoutant de la confusion dans les systèmes de planification. Il est également important de souligner la réduction des coûts, mais aussi l'effet Bullwhip, grâce au partage et à l'alignement des informations (synchronisation) (Kaipia et al., 2006). Plus récemment, (Anwar et al., 2019) observe l'effet d'une coordination, ou d'une non-coordination, sur le niveau d'instabilité d'une planification et sur le coût total d'une chaîne logistique (fabricant et fournisseurs). Ils ont déduit que la mise en commun de l'information a contribué à réduire l'instabilité dans chaque entité à la fois fabricant et fournisseur. De plus, à travers cette mise en commun de l'information, il est possible

d'éliminer le transfert de l'instabilité que les fabricants font souvent aux fournisseurs au niveau de la planification de la production, tout en étant capable de réduire les coûts totaux à la fois pour les entités fabricant et fournisseur.

Pour mettre en œuvre cette coopération, plusieurs outils d'aide à la coordination sur des aspects spécifiques du processus de planification ont été conçus au cours des dix dernières années, notamment le CPFR (Collaborative Planning, Forecasting and Replenishment) et le VMI (Vendor Managed Inventories) (Marquès et al., 2010). Une revue récente et détaillée de la littérature sur les processus d'aide à la coordination est présentée dans (Nimmy et al., 2019).

Bien que la coopération entre les acteurs de la chaîne apporte de nombreux bénéfices et une meilleure performance de la chaîne logistique, leur mise en application dans la réalité de l'industrie est aussi complexe (Fransoo et al., 2008). Donselaar et al. (2000) ont examiné l'effet de la mauvaise utilisation de l'information sur la demande et son impact sur la stabilité de la planification à niveau opérationnel. Et leurs expériences montrent également quels facteurs dans l'environnement de production et sur le marché ont le plus d'impact sur l'instabilité de la planification utilisant les systèmes MRP classiques.

En outre, Fransoo et al. (2008), ont identifié une catégorie de planificateurs tendant à négliger de façon systématique les paramètres du système de planification (ne faisant pas confiance au système) en apportant des modifications fréquentes sur le plan (selon leurs visions de leurs propres objectifs). Ils ont le sentiment de contrôler le processus, sans prendre en considération les implications de leurs comportements sur les performances réelles de la chaîne logistique. Deux autres difficultés sont constatées (Vosooghizaji, 2019). D'une part, la différence d'information des entités d'une chaîne logistique, via leurs systèmes d'informations propres, en particulier dans le cas des chaînes logistiques complexes et ayant une échelle internationale (Magableh et al., 2022). Cela inclut un décalage temporel dans la mise à jour des systèmes : les échanges de données nécessitent un certain temps entre la prise de décision et la réception de nouvelles données mises à jour par d'autres acteurs. D'autre part, la collaboration et l'implication des acteurs varient suivant le type et l'importance des informations partagées entre eux ou des activités planifiées en commun. Les acteurs ne disposent pas forcément de toutes les données, pour différentes raisons : confidentialité ou crainte de perdre leur avantage de négociation ou même des perturbations involontaires.

Devant les difficultés constatées au niveau de la coopération des acteurs d'une chaîne logistique décentralisée, Fransoo et al. (2008) recommande l'utilisation des données statistiques collectées au sein d'une entreprise à travers le processus de data mining pour proposer une stratégie et évaluer le coût d'un plan dans le cas d'une demande incertaine. De même, Sivasan et al. (2013) explore une étude de cas spécifique qui compare les entités fonctionnant avec une demande relativement stable et celles dont la demande est incertaine. Cela permet de comprendre dans quelle mesure les différences dans l'instabilité de la planification sont dues à des caractéristiques internes plutôt qu'à l'incertitude et à la variété de la demande.

Cette thèse s'inscrit dans ce domaine en proposant et développant de nouvelles approches et des outils adaptés pour assurer une bonne coordination des acteurs et une meilleure amélioration des performances. Pour concrétiser ce besoin, nous élargissons notre champ d'étude en abordant deux axes :

- Aider les planificateurs dans leur analyse des comportements de leurs partenaires par une visualisation de la nervosité de leurs plans (une représentation en 2D de la nervosité) .
- Proposer une approche coopérative à laquelle les acteurs de la chaîne logistique décentralisée ont intérêt à recourir pour une optimisation locale et globale de leurs performances.

Stock et délais de sécurité

Le stock de sécurité est défini dans le dictionnaire APICS, 16ème édition² comme suit « 1) En général, une quantité de stock de sécurité est planifiée pour se protéger contre des fluctuations de la demande ou des approvisionnements. 2) Dans le contexte du programme

2. « APICS Dictionary, 16th Edition ». 2021

directeur de production, le stock et la capacité supplémentaires prévus comme une protection contre les erreurs de prévision et les changements à court terme dans le carnet de commandes ». Les stocks de sécurité ont de multiples applications dans la planification de la production. Sridharan et al. (1989) ont été les premiers à examiner la pertinence de l'utilisation des stocks de sécurité, au niveau du PDP et dans différentes situations, en ce qui concerne l'instabilité d'une planification et le taux de service. Ils ont constaté que, selon les cas, les effets des stocks de sécurité sur l'instabilité sont différents, et que cette instabilité est plus importante quand les stocks de sécurité sont mal dimensionnés. Plus récemment, Barros et al. (2021) présente une revue systématique de la littérature concernant tous les problèmes de stocks de sécurité (*safety stock*), à travers 193 articles sélectionnés entre 1995 et 2019. Ils abordent les trois grandes problématiques de recherche liées aux stocks de sécurité, à savoir : le dimensionnement, la gestion et le choix des références protégées, le placement sur la structure de la chaîne logistique. La plus grande partie des articles évalués s'intéresse à la détermination du stock sur la base de paramètres statistiques (par exemple, l'écart-type ou la demande moyenne) en utilisant deux approches : la modélisation mathématique et la simulation (Gonçalves et al., 2020).

Selon (Barros et al., 2021 ; Tang et al., 2002), le stock de sécurité est une méthode fréquemment appliquée et destinée à absorber les imprévus en quantité. Il est généralement calculé en utilisant plusieurs méthodes. Matthias et al. (2012) concluent par une série de simulations qu'aucune méthode n'est plus performante que les autres de manière évidente. Il est cependant intéressant de noter que la standardisation des composants permet de réduire leurs stocks de sécurité. Les effets de ce stock sont doubles : il réduit le risque de pénurie et assure une plus grande marge de liberté pour faire face à des changements dans la demande. Par contre, des stocks supplémentaires entraînent des coûts supplémentaires (coût de stockage) et ne donnent pas nécessairement lieu à une amélioration du taux de service (Blackburn et al., 1986).

En plus du stock de sécurité, le délai de sécurité (*safety lead time*) est un autre mécanisme pour réduire la nervosité. Le principe est le même, mais au lieu de miser sur les quantités, il mise sur le délai. En effet, le délai de sécurité vient compléter le délai d'approvisionnement ou le délai de livraison. Des délais sont souvent utilisés de façon à pallier les incertitudes liées aux délais de disponibilité des produits finis et des composants. Ce délai est utile pour prévenir des retards de livraison qui entraîneraient des pénuries et, par conséquent, des arrêts de production. Il accroît le coût total mais augmente le taux de service à la clientèle (Barros et al., 2021 ; Tang et al., 2002). Kampen et al. (2010) ont présenté des résultats d'expériences pour évaluer les deux techniques, et ainsi fournir des recommandations : délai de sécurité est plus adapté pour des approvisionnements variables, et stock de sécurité pour des variabilités de la demande. En outre, pour certains auteurs, l'instabilité des programmes peut également être réduite en disposant d'une capacité supplémentaire pour la production et de modes de transport plus rapides en distribution (Meixell, 2005). La combinaison des différentes stratégies permet de faire face à la double incertitude (en quantité et en délai) (Dolgui et al., 2007).

Règle de taille de lot

Dans un souci de réduction de l'instabilité au niveau opérationnel, la revue de synthèse des méthodes utilisées pour la planification des besoins en matériel (MRP) sous incertitude, présentée par Dolgui et al. (2007), s'intéresse au choix d'une règle de taille de lot, en présence d'une demande et d'un délai de livraison incertains à un niveau unique ou à plusieurs niveaux. Ils ont analysé 7 règles de lotissement, notamment : Lot par lot (L4L), quantité de commande économique (EOQ) et quantité de commande périodique (POQ). En effet, une décision de lotissement à un niveau donné se reflète à tous les niveaux amonts de nomenclature. Pour cette raison, il est difficile de trouver un regroupement qui soit optimal à tous les niveaux d'une nomenclature. Une taille de lot optimale pour un article peut engendrer en effet des pertes pour les autres composants en dépendant. Ho et al. (1998) ont constaté que l'utilisation d'une règle de dimensionnement des lots appropriée à différents niveaux de la

nomenclature peuvent atténuer l'impact négatif des erreurs de prévision (Ho et al., 2012). À titre d'exemple, les auteurs proposent la méthode EOQ ou L4L pour le niveau supérieur et les niveaux immédiatement inférieurs, et la méthode POQ pour tous les autres niveaux.

3.2.5 Mesure de la nervosité

La quantification de la nervosité présente dans les systèmes de planification est un élément déterminant pour évaluer la qualité et la performance de ces derniers. Elle est associée aux autres indicateurs de performance des systèmes, notamment le niveau de service et l'optimisation des coûts (Heisig, 2002). Toute la difficulté consiste à trouver le moyen de la mesurer ou de la quantifier, et à déterminer précisément dans quels contextes cette mesure est la plus profitable.

Auteurs	Contexte	Métrique	Définition	Limité
Balckburn (1986)	MRP (opérationnel) Mono produit Mono niveau Sans Capacité	$I_c = Q_t^c - Q_t^{c-1}$	Détermine les quantités non planifiées et modifiées dans la première période de l'horizon glissant.	Il est possible que des changements se produisent à n'importe quelle période de l'horizon et au cours de différents cycles.
Sridharan et al. (1988)	MPS (tactique) Mono produit Mono niveau Sans Capacité	$I = \frac{\sum_{c>1} \sum_{t=m_c}^{m_c+H-1} Q_t^c - Q_t^{c-1} }{\sum_{c>1} \sum_{t=m_c}^{m_c+H-1} Q_t^c - Q_t^{c-1} (1-\alpha)^{t-m_c}}$	Propose deux mesures, la première portant sur une moyenne des changements de quantité entre deux cycles successifs, la seconde qui pondère toute modification par un degré de criticité.	Elle ne se soucie pas de la possibilité que deux modifications se produisent à une période donnée, l'une à la baisse et l'autre à la hausse, au cours du même cycle de planification. De plus, elle n'est pas normalisée entre les valeurs 0 et 1.
Jensen 1993	MRP (opérationnel) Mono produit Mono niveau Sans Capacité	$I_{Qnt} = \frac{\sum_{c>1} \sum_{t=m_c}^{m_c+H-1} Q_t^c - Q_t^{c-1} }{2HQ_{max}}$ $I_{modf} = \frac{C}{2H}$	Présente deux mesures exprimées en pourcentage permettant de décrire les différences entre deux cycles successifs, l'une axée sur la quantité et l'autre sur le modification (nombre de modifications ou d'annulations d'une quantité planifiée).	Il est particulièrement affecté par les écarts extrêmes, notamment pour les dernières périodes du plan. La pondération des modifications est indispensable, conformément aux propositions formulées par Sridharan et al. (1988).
Kimms, Alf (1996)	MPS (tactique) Multi produits Mono niveau Avec Capacité	$I_t^{mean} = \frac{1}{c-1} \sum_{t=2}^c \frac{ Q_{t,i}^c - Q_{t,i}^{c-1} }{\max\{Q_{t,i}^c, 1\}}$ $I_t^{max} = \max\left\{ \frac{ Q_{t,i}^c - Q_{t,i}^{c-1} }{\max\{Q_{t,i}^c, 1\}} \mid c > 1 \right\}$	Propose deux mesures, l'une qui s'intéresse à l'instabilité moyenne sur l'horizon de planification et une seconde qui s'intéresse à l'instabilité maximale sur l'horizon de planification.	Ces deux mesures d'instabilité proposées sont particulièrement sensibles aux variations extrêmes étant donné que les changements sont pris en compte dans toutes les périodes planifiées.
Meixell (2005)	MPS (tactique) Multi produits Mono niveau Avec Capacité	$I_{t,i} = CV(Q_{t,i}) = \frac{\sigma_{t,i}}{\mu_{t,i}} * 100$ avec $t = C + H$	Utilise le coefficient de variation entre les quantités programmées pour une période spécifique t, qui est exprimé en pourcentage. Plus le CV est élevé, plus l'instabilité liée à la période est grande.	Ce calcul ne prend pas en considération la longueur de l'horizon de planification (>52). Ainsi, cette mesure est applicable uniquement à partir du cycle 53. De plus, les instabilités entre deux cycles de planification sont exclues.
Carlos Herrera 2015	MPS (tactique) Multi produits Mono niveau Avec Capacité	$I_c^{global} = \max_{i \in N} \left\{ \frac{1}{S_{i,c}} \sum_{t=1}^{H-1} Q_{t,i}^c - Q_{t,i}^{c-1} \right\}$ $I_c^{local} = \max_{i \in N} \left\{ \frac{1}{S_{i,c}} \sum_{t=1}^{H-1} Q_{t,i}^c - Q_{t,i}^{c-1} \right\};$ Avec $c \geq H$	Introduit deux mesures locales et globales visant à déterminer le produit le plus instable de façon à considérer le pire cas parmi tout le groupe de produits.	Les changements sont plus ou moins importants selon les périodes de plan. En outre, la même limite de mesure a été reconnue dans Kimms, Alf (1996),

Avec t comme indice de période, c : un cycle de planification dont C est le nombre de cycle, i indice de produit et N le nombre de produit. $Q_{t,i}^c$ est la quantité re planifié pour le produit i à la période t pendant le cycle de planification c , et $Q_{t,i}^c$ dans le cas du mono produit. m_c : la période de début du cycle de planification c , H est la longueur de l'horizon de planification et S est le nombre total des quantités planifiées dans tous les cycles de planification, α : est le paramètre de pondération ($0 \leq \alpha \leq 1$) et $\delta(Q_t^c)$ inducteur de comptage ($\delta(Q_t^c) = 1 \leftrightarrow Q > 0$; Sinon $\delta(Q_t^c) = 0$)

Table 3.4 – Différentes mesures d'instabilité dans un contexte multi-produit, mono-produit

D'après le tableau 3.4, la question de la nervosité est étudiée sous deux points de vue différents. Dans la première catégorie, les auteurs sont intéressés à regarder simplement les différences entre les quantités programmées et le réalisé, afin de les agréger par une moyenne ou par le maximum sur tout le cycle de planification (Kimms, 1998 ; Sridharan et al., 1988). De même, des coefficients de pondération en fonction des périodes de façon à rendre moins importante les différences lointaines ont été proposé par Sridharan et al. (1988). Une autre catégorie d'auteurs s'est concentrée principalement sur les différences de quantités pour chaque période donnée vis-à-vis de celles planifiées précédemment (dans les cycles précédents par rapport une quantité réalisée à une période donnée), tout en exprimant cette différence en pourcentage (Jensen, 1993 ; Meixell, 2005).

Parallèlement aux études mentionnées dans ce tableau 3.4, de nombreuses recherches ont étudié la nervosité dans des problèmes toujours plus complexes de dimensionnement de lot multi-produit et multi-niveaux en se servant de la métrique (Sridharan et al., 1988). (Kabak et al., 2009 ; Kadipasaoglu et al., 1997 ; Kimms, 1998) adaptent la métrique de façon à prendre en considération le degré de criticité des changements en fonction du niveau de nomenclature, en y introduisant un autre indice de criticité en fonction du niveau. Heisig (2002) a approfondi la métrique de Jensen (1993) en associant la métrique de Sridharan et al. (1988) à un problème multi-produit et en y incluant notamment un paramètre de pondération pour affecter des poids décroissants aux changements dans les niveaux ultérieurs de la structure des produits. Leur métrique propose une approche alternative pour mesurer l'instabilité orientée modification et en quantité.

Kabak et al. (2009), combine toutes les particularités des approches précédentes et propose une métrique qui prend en compte à la fois les changements et les quantités dans le problème multi-produit et multi-niveaux. Dans d'autres cas (Herrera et al., 2016 ; Touzout et al., 2021), la métrique est intégrée directement dans le modèle d'optimisation des problèmes de lot sizing conformément aux recommandations de Kimms (1998) dans ses travaux sur la combinaison avec les objectifs des fonctions de coût.

3.2.6 Conclusion

D'après une analyse approfondie de la littérature concernant la gestion des approvisionnements dans un environnement incertain, nous constatons que le choix des stratégies utilisées pour réduire la nervosité peut être difficile. En effet, il dépend des sources d'instabilité. De plus, certaines des stratégies montrant des effets en terme de coût global, de taux de service et d'instabilité, deviennent des facteurs ou des moteurs déclenchant ou d'accélération de la nervosité (Blackburn et al., 1986), par exemple : le stock de sécurité (Sridharan et al., 1989), la taille de lots (Ho, 1989), l'horizon gelé (Zhao et al., 1993).

Nous avons pu constater qu'une grande partie des auteurs cherche à mieux comprendre les causes de la nervosité et à développer les métriques adaptées pour la quantifier. Toutes les mesures proposées sont perçues comme des indicateurs, que le planificateur cherche à optimiser (ou "Réduire la nervosité") en vue de limiter les impacts précédemment décrits. Néanmoins, les différentes mesures existantes d'instabilité des plans ne sont pas en mesure de prendre en compte les changements à la baisse et à la hausse des quantités entre les plans. De plus, elles ne prennent pas en compte le moment auquel la variation est observée. Une variation sur un horizon proche n'a pas les mêmes conséquences que la même variation en fin d'horizon.

Comme le soulignent Kaipia et al. (2006), la meilleure façon de faire face à la nervosité est de l'accepter, de choisir la bonne information pour la comprendre et la caractériser, et enfin de l'impliquer dans la phase de prise de décision intelligemment. Dans cette thèse nous allons donc nous concentrer dans un premier temps à caractériser les incertitudes liées à la nervosité tout au long de l'horizon. Dans un deuxième temps à mieux comprendre les

comportements des différents décideurs face à ces incertitudes. L'objectif final est l'intégration de ces informations dans le processus de planification.

3.3 Compilation de connaissance

3.3.1 Historique et Concept

La compilation de connaissances (notée KC³) (Cadoli et al., 1997; Darwiche et al., 2002; Marquis, 1995; Selman et al., 1996) fait partie des approches de résolution des problèmes d'intelligence artificielle présentant un nombre important de difficultés calculatoires pour la résolution interactive de nombreux et difficiles problèmes réels. Elle peut être utilisée dans les domaines nécessitant une prise de décision en ligne. Nous pouvons citer par exemple :

- (i) les problèmes liés à la configuration des produits (Amilhastre et al., 2002), la vente en ligne en effet est caractérisée par la présence de préférences des utilisateurs (Bessiere et al., 2013). Ces utilisateurs peuvent augmenter interactivement les dimensions du problème et le système doit réagir en calculant et en affichant, de manière interactive les choix les plus adaptées à leur configuration et encore proposer des recommandations dans un délai acceptable.
- (ii) des problèmes dans lesquels les décisions sont prises de manière autonome (notamment la planification de systèmes autonomes), par exemple la planification des systèmes de drones et des satellites dans les domaines aéronautique et spatial (Niveau, 2012).

Le concept de KC est connu dès la fin des années 80, et il est présenté par Marquis (2017) dans un exemple concret portant sur les tables de logarithmes. De telles tables ont été utilisées depuis longtemps comme des *formes compilées* pour faciliter les calculs. Elles étaient encore utilisées il y a trente ans dans les lycées. Elles contiennent des paires $\langle x; \log_{10}(x) \rangle$ pour les nombres réels $x \in [1; 10]$, pouvant être utilisées pour effectuer des calculs complexes, tels que les calculs de racines. Ainsi, pour le calcul de la racine suivante $\sqrt[8]{4567} = ((4,567 * 10^3))^{1/8}$ dans laquelle il est difficile de procéder manuellement, il suffit de rechercher dans le tableau la valeur de $\log_{10}(4,567) = 0.6597$, ensuite on calcule la fraction $(0.6597 + 3)/8 = 0.4574$ et on cherche dans ce tableau l'antécédent de $\log_{10} \langle 2.8671; 0.4574 \rangle$ ce qui nous donne alors $\sqrt[8]{4567} = 2.8671$. En pratique, la table est calculée une seule fois et est considérée comme une compilation hors ligne du problème de calcul d'une racine d'un nombre donné, aboutissant à une forme compilée sous la forme d'un *tableau*. Par la suite, il suffit de consulter cette forme compilée pour obtenir un résultat lors d'un calcul donné, ce qui correspond à la phase en ligne.

De manière générale, selon Cadoli et al. (1997), *le concept de la compilation de connaissances consiste à transformer un problème hors ligne de manière à faciliter sa résolution en ligne*. Deux phases sont ainsi considérées dans la KC :

- Phase hors ligne : elle vise à transformer un ensemble de données en une structure de données appropriées et la plus compacte possible appelé la forme compilée.
- Phase en ligne : elle vise à tirer partie de la forme compilée, de façon à permettre une exploitation efficace en ligne et à faciliter les opérations nécessaires notamment les requêtes.

Une illustration de l'architecture du concept de KC est fournie dans la figure 3.6 (Umut, 2017) . Dans la phase hors ligne, le problème est présenté dans sa forme originale (langage source). La compilation de cette dernière vers une forme compilée (langage cible) est effectuée une seule fois, et cette forme compilée est mise à disposition des utilisateurs (décideurs) en ligne. Tout utilisateur peut alors formuler des demandes ou des requêtes, et interagir avec cette forme compilée, sans devoir résoudre le problème original. La principale motivation derrière la compilation des connaissances est de permettre que la plupart des calculs soient effectués dans la phase hors ligne et de minimiser ensuite le temps de calcul des requêtes dans la phase en ligne. Bien que cette illustration explique les bases, ce processus ne fournit qu'une

3. En anglais : Knowledge Compilation (KC)

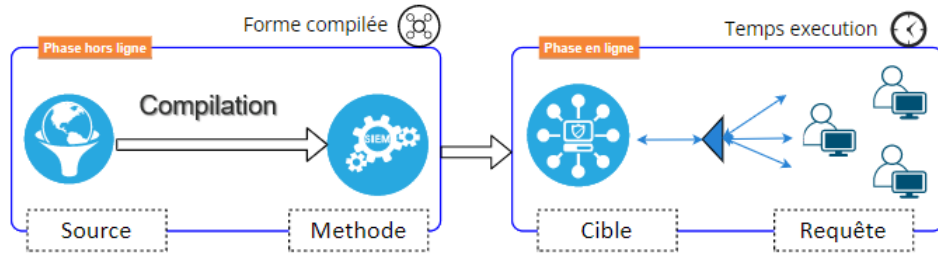


Figure 3.6 – Architecteur de concept de compilation de connaissance (Umut, 2017)

vue abstraite de la compilation des connaissances. Pour le rendre plus concret, nous allons aborder en détail les principaux composants, à savoir : les langages d’entrée, les langages cibles et les méthodes de compilation. Notre but est double : (i) situer les choix de langages pour lesquels nous envisageons d’appliquer la KC, (ii) identifier des compilateurs de référence pour la suite de ce mémoire.

À noter que certains des langages énumérés ci-dessous sont à la fois des langages cibles et des langages sources. Certains auteurs utilisent la KC pour traduire des modèles d’un langage à un autre, en fonction de leur objectif et de leur domaine d’application. Les langages présentés dans cette thèse le sont de manière introductive et sommaire.

3.3.2 Langage source

La plupart du temps, les données d’entrée de la compilation constituent une représentation ou une modélisation des données de problèmes combinatoires provenant de divers domaines. Ces modèles relèvent, le plus souvent, de problèmes dont la résolution fait face à une croissance exponentielle du nombre de combinaisons à explorer en fonction de la taille du problème. Plusieurs modélisations sont proposées et examinées, dans par exemple (Fargier et al., 2022 ; Perez et al., 2015 ; Reif et al., 2007 ; Umut, 2017)). De manière schématique, ils sont répartis en deux catégories :

Formule logique

Le tout premier langage correspond à la formulation de problèmes en logique propositionnelle booléenne (SAT ou problème de satisfiabilité) (Boole, 1854) : il considère un ensemble de clauses (exprime une contrainte) propositionnelles et des variables booléens ("vrai" ou "faux") en utilisant les connecteurs usuels ($\vee, \wedge, \neg, \rightarrow, \leftrightarrow$). Il consiste à trouver une affectation des variables de la logique propositionnelle de façon que toutes les clauses soient interprétées comme vraies. Nous distinguons deux formes normales particulières pour les propositions (Tseitin, 1983) :

- Une proposition est sous la forme normale conjonctive (CNF pour « Conjonctive Normal Form »), lorsque plusieurs contraintes sont à respecter entre les variables propositionnelles $x_k \in \mathcal{B}$, autrement dit, une formule de la forme $\Phi = \bigwedge_{i=1}^n (\bigvee_{j=1}^m l_{i,j})$ où $l_{i,j} = (\neg x_k \text{ or } x_k)$.
- Une proposition est sous forme normale disjonctive (DNF pour « Disjonctive Normal Form »), lorsque chaque contrainte exprime un choix entre plusieurs alternatives, autrement dit, une formule de la forme $\Phi = \bigvee_{i=1}^n (\bigwedge_{j=1}^m l_{i,j})$ où $l_{i,j} = (\neg x_k \text{ or } x_k)$.

En fonction du format de la proposition, le problème de déterminer s’il existe une affectation des variables x_k tel que la proposition soit vraie n’a pas la même complexité. Dans le cas d’une CNF le problème est nommé problème SAT et est NP-complet (démontré par Cook (1971)). Par contre dans le cas d’une DNF le problème est polynomial en la taille de l’entrée.

Problème de satisfaction de contraintes

Lorsque la représentation d'un problème devient difficile à réaliser de manière naturelle en utilisant le formalisme logique, on se tourne vers une deuxième catégorie appelée *problème de satisfaction de contraintes*⁴. Dans ces problèmes, et bien d'autres, les variables peuvent être de natures diverses : booléennes, discrètes, continues, voire même une combinaison de toutes ces caractéristiques.

Definition CSP : un problème de satisfaction de contraintes est défini par un triple $\mathcal{P}(X, D, C, \mathcal{R})$ (Montanari, 1974) :

- Un ensemble de n variables $X = \{x_1, \dots, x_n\}$
- Un ensemble de n domaines finis pour les variables $D = \{D(x_1), \dots, D(x_n)\}$, dont chaque domaine $D(x_i)$, est associé à la variable x_i
- Un ensemble de m contraintes $C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$. Chaque contrainte c_i porte sur un ensemble de variables $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik} \in X$. On appelle une arité de c_i , la longueur de la séquence de l'ensemble de variable, donc son cardinal $\#c_i$.

Dans le cadre de la formulation des problèmes en CSP, les contraintes peuvent être représentées de deux manières différentes :

- La représentation en intention permet d'exprimer la relation entre différentes variables en utilisant, par exemple, des opérateurs arithmétiques ou logiques.
- La représentation en extension consiste à décrire explicitement l'ensemble des solutions autorisées (support) ou interdites (conflit) par la contrainte dans une table de vérité. Cette méthode énumère toutes les combinaisons possibles de valeurs des variables pour lesquelles la contrainte est satisfaite ou en conflit.

Résoudre un CSP revient à attribuer des valeurs aux variables du problème, de sorte que toutes les contraintes soient satisfaites. Les contraintes du CSP sont différentes selon la nature des problèmes. Aussi, des propriétés des domaines donnent lieu à des extensions diverses, par exemple :

- CSPb est un CSP binaire, lorsque toutes les contraintes impliquent moins de deux variables. Elles ont une arité inférieure ou égale à deux ($\# c_i \leq 2$)
- CSPv (WCSP⁵) : un ensemble de contraintes, dont chacune est caractérisée par sa fonction de coût exprimant les contraintes "dures" qui doivent être satisfaites et celles "douces" pouvant être violées.
- Max CSP : est un CSP classique dans lequel on recherche une affectation satisfaisant le maximum de contraintes.

Des techniques ont été développées pour simplifier le CSP avant ou durant la recherche de solutions, à savoir :

- Technique de filtrage (Régis, 1994) : Celle-ci agit en amont de la résolution des problèmes et consiste à supprimer des domaines de variables, des combinaisons de valeurs qui ne peuvent faire partie d'une solution au problème.
- Technique de binarisation : cela consiste à transformer un CSP en SAT en faisant intervenir des variables auxiliaires. Pour ce faire, différentes techniques d'encodage peuvent être utilisées, telles que l'encodage du graphe dual et l'encodage des variables cachées (Walsh, 2000). Puis on applique les méthodes dédiées aux problèmes SAT.
- Technique de Retour-arrière (Backtracking) : elle concerne des algorithmes particuliers de parcours d'arbre de recherche. Elle consiste à explorer de manière systématique l'ensemble des solutions possibles en testant à chaque étape une valeur pour une variable donnée, et en revenant en arrière (d'où le nom "Retour-arrière") lorsque cette valeur ne permet pas de satisfaire toutes les contraintes (Bitner et al., 1975).

4. En anglais CSP : constraint satisfaction problem

5. Weighted Constraint Satisfaction Problem ou Value Constraint Satisfaction Problem

Les deux langages sources CNF et CSP de KC . Il faut souligner qu'il existe aussi des travaux consistant à traduire un langage dans un autre pour des objectifs très spécifiques, voir par exemple (Cheng et al., 2008 ; J. Huang et al., 2005).

Au-delà de la recherche d'une solution ou d'une affectation à un problème CSP donné, un autre aspect est de répondre le plus rapidement possible à la demande de l'utilisateur. Ces demandes peuvent être formulées sur ces questions suivantes : – Calcul du nombre de solutions ; – Recherche de l'ensemble des solutions ; – Recherche d'une valeur figurant dans l'ensemble des solutions ; - Quelles sont, pour telle variable, les valeurs correspondant à des solutions

3.3.3 Langages cibles

Dans un souci constant de trouver facilement une ou plusieurs nouvelles solutions après une modification du CSP ou de répondre à une requête émise par un utilisateur, il est imaginable de conserver l'ensemble des solutions du CSP dans une forme compacte afin de rendre plus aisée la manipulation et la recherche de réponse dans cette forme compilée. Il serait intéressant de disposer d'une représentation compacte présentant une complexité mémoire raisonnable et adaptée aux requêtes à formuler.

La réussite de la KC repose sur le choix du langage cible. Il est déterminé par la prise en compte de trois critères pour définir le langage le plus adapté aux manipulations souhaitées : - compacité - requêtes - transformations. De nombreuses représentations graphiques de fonctions à valeurs booléennes ou non ont été présentées et étudiées en profondeur (Amilhastre et al., 2012 ; Darwiche et al., 2002).

Langages booléens

BDDs : les diagrammes de décision binaires sont des graphes orientés et acycliques, initialement introduits pour des applications dans la conception de circuits et la vérification formelle (Akers, 1978 ; Lee, 1959). Ils représentent des fonctions booléennes de variables booléennes, tel que :

- Il existe une racine (root) et deux nœuds terminaux, notés 1 (« vrai ») et 0 (« faux »), chaque nœud non terminal est étiqueté par une variable et possède deux nœuds fils, un des deux est pointé par un arc étiqueté par la valeur 1 (arc continue dans la figure 3.7) et l'autre par un arc étiqueté par la valeur 0 (arc discontinue dans la figure 3.7). Les valeurs des arcs correspondent à une affectation possible d'une variable.
- Il exprime l'ensemble des solutions faisables ou infaisables à une fonction binaire par un chemin partant de la racine jusqu'au nœud terminal. Il existe des sous-langages de BDD (Bryant, 1986) :
- **OBDD** : Les diagrammes de décision binaires ordonnés sont des BDD dans lesquels l'ordre des variables ($x_1 < .. < x_n$) est déterminé a priori avant la construction du BDD. ils vérifient la propriété "read-once". Autrement dit, quelque soit le chemin de la racine à un nœud terminal, chaque variable est rencontrée au maximum une fois. Celles-ci seront toujours rencontrées dans le même ordre.
- **ROBDDs** : Un OBDD est considéré comme un diagramme de décision binaire ordonné et réduit lorsque les deux règles suivantes ne sont plus applicables, comme le montre la figure 3.7 :
- Règle 2 : si le OBDD comporte deux sous-graphes isomorphes (identiques), ils sont fusionnés (R1).
- Règle 1 : si un nœud pointe vers le même nœud suivant avec les deux arcs (0,1), ce nœud doit alors être supprimé (R2).

Examinons maintenant les différents BDDs présentés dans la figure 3.8. Ces BDDs représentent l'ensemble des 8 tuples du tableau (a). Alors que le tableau a besoin de $8 * 3 = 24$ cellules pour représenter les tuples, le ROBDD a besoin de 6 arcs et de 5 nœuds pour représenter les

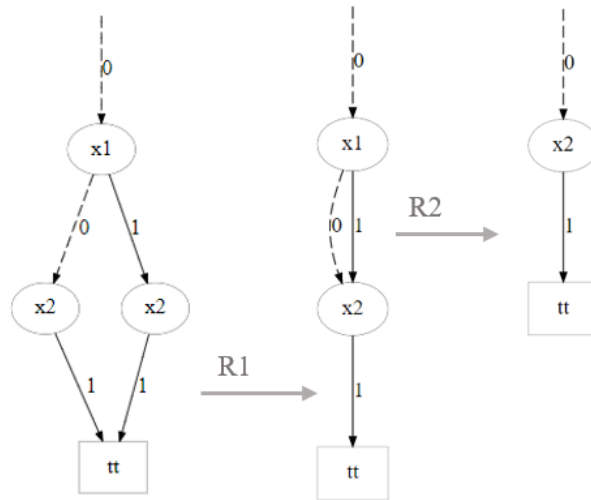


Figure 3.7 – Deux règles (R1, R2) de réduction dans les BDDs

même tuples. La réduction est l'un des éléments clés de KC, ce qui correspond à sa compacité.

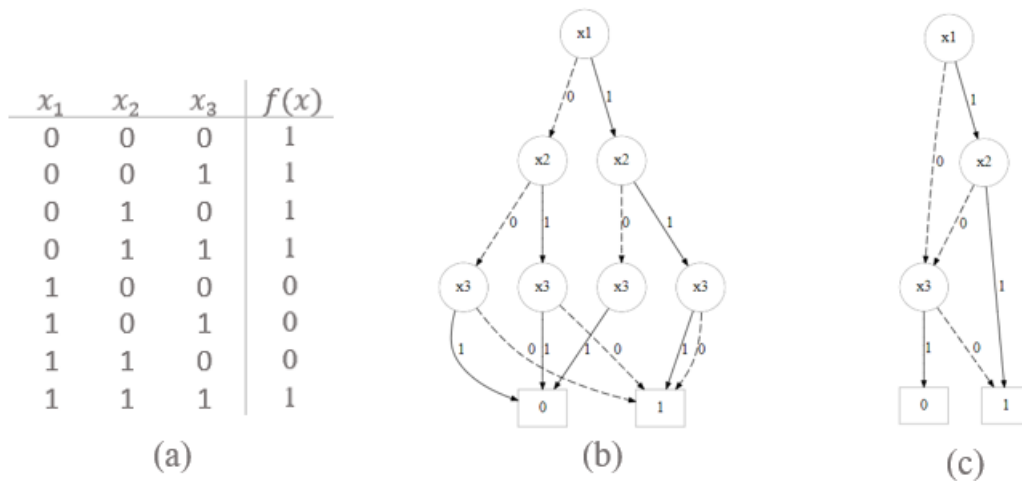


Figure 3.8 – Un exemple de compilation d'un tuple (a) vers deux langages booléens, l'OBDD avec l'ordre des variables $x_1 < x_2 < x_3$ (b) et le ROBDD (c) Kissmann et al., 2014

-MDDs : Les diagrammes de décision multivalués (Srinivasan et al., 1990) sont des OBDDs qui prennent en compte la possibilité de multiples valeurs pour chaque variable. Plus formellement, un $Mdd = (U, A, d)$ dont l'ensemble de nœuds U est regroupé par couches L_1, \dots, L_{n+1} , où les couches L_1 et L_{n+1} sont constituées de nœuds étiquetés par des variables, ainsi que d'un nœud racine r et d'un nœud terminal tt . Chaque arc $a \in A$ est dirigé d'un nœud dans une couche L_j vers un nœud dans L_{j+1} et a une étiquette $d(a) \in D(x_j)$ qui représente l'assignation de la valeur $d(a)$ à la variable x_j . Il convient toutefois de noter que les variables sont ordonnées de manière fixe, ce qui signifie que chaque couche du graphique est associée à une variable spécifique. Ainsi, tout chemin allant de r à t exprime une affectation spécifique de valeurs aux variables et est considérée comme étant une solution du problème. Tout comme pour ROBDD, les Mdds sont également réductibles. En effet, deux nœuds u et

v vont être équivalents, à condition qu'ils aient les mêmes arcs sortant δ^+ étiquetés vers le nœud w .

$$|\delta^+(u)| = |\delta^+(v)| \vee \forall (u, w, a)\delta^+(u), \exists (v, w, a)\delta^+(v)$$

Cette définition pour la fusion des nœuds permet de trouver tous les nœuds équivalents de manière ascendante (de bas en haut) dans un Mdd et l'ordre de fusion des nœuds n'a aucun impact sur le Mdd réduit.

La figure 3.9, représente un Mdd pour le domaine de x_i (a), pour la contrainte $x_1 + 2x_2 + 3x_3 \leq 15$ (b) et le Mdd réduit de cette contrainte. Ce Mdd (c) est composé de trois couches, dont les trois premières correspondent aux variables x_1, \dots, x_3 respectivement. De façon plus précise, ce Mdd représente exactement l'ensemble des solutions réalisables aux contraintes. Par exemple $x = (10, 0, 0)$ représente une affectation des valeurs aux variables x_1, \dots, x_3 respectivement.

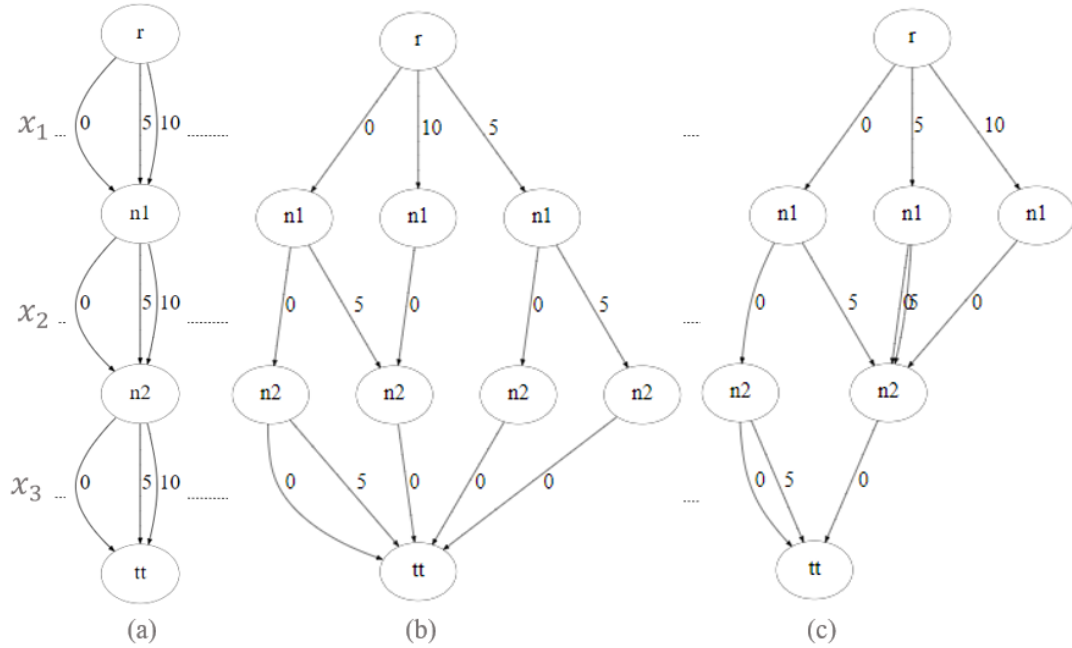


Figure 3.9 – Exemple de compilation Mdds seulement le domaine de $x_i \in \{0, 5, 10\}$ (a), la contrainte : $x_1 + 2x_2 + 3x_3 \leq 15$ avec le domaine de x_i et le Mdd réduit en (c)

Les Mdds ont été largement étudiés au cours des dix dernières années, notamment par l'équipe de David Bergman, Andre A. Cire, Willem-Jan van Hove and John Hooker (Bergman et al., 2016a). Ils ont publié un ouvrage référençant les utilisations possibles de ces Mdds en optimisation. Cet article présente un grand nombre de problèmes d'optimisation combinatoire NP-complets pour lesquels les langages Mdds peuvent être utilisés, tels que : le problème du sac à dos multidimensionnel (*Set Packing Problem*), le problème de couverture par ensembles (*Set Covering Problem*). De plus, des opérations de création, de réduction et de combinaison ont été mises en place pour la manipulation des MDDs (Perez et al., 2015). Ces opérations, qui ont été introduites par Bryant (1986), incluent l'intersection, l'union, la différence, la différence symétrique, le complément de l'union et le complément de l'intersection.

Tout récemment, Jung et al. (2021) se sont intéressés tout particulièrement aux intersections entre les Mdds qui représentent plus d'un $2,6 * 10^{20}$ solutions pour connaître la faisabilité d'une solution sur une forme compilée dans deux problèmes réels : le problème de séquençage des voitures fabrique sur une chaîne d'assemblages *car-sequencing* et le problème d'affectation des infirmières *nurse rostering*.

En outre, par le biais d'une liste des algorithmes génériques relatifs à la création, à la réduction et aux combinaisons entre Mdds développé par Perez et al. (2015), Bonlarron et al.

(2022) est parvenu à appliquer les techniques développées dans le domaine du traitement des données textuelles, en particulier la génération automatique de textes respectant certaines règles relatives à la grammaire et aux lexiques.

Dans la figure 3.10, nous illustrons cette opération d'intersection entre deux Mdd ayant comme domaine des variables $x_i \in \{0, 5, 10\}$: (a) la contrainte Mdd $x_1 + 2x_2 + 3x_3 \leq 15$ et (b) la contrainte Mdd $2x_1 + 3x_2 + x_3 \leq 15$. En (c) le Mdd (r1r2) correspondant à leur intersection et représente tous les chemins possibles (solutions) présents à la fois dans le Mdd(r1) et le Mdd(r2). Le principe revient à parcourir les deux Mdd de haut en bas et de couche par couche, en construisant dans le Mdd résultant, un arc étiqueté par $d(a)$ si et seulement si les deux nœuds ont un arc étiqueté par $d(a)$. A titre d'exemple : en appliquant le principe d'intersection, le premier arc construit à partir de r, étiqueté l'un par 0 et l'autre par 5, parce que les deux autres nœuds racines contiennent un arc étiqueté par 0 et par 5. En revanche, pour l'arc 10 qui existe dans Mdd(r1) et qui n'a pas d'arc étiqueté par 10 dans Mdd(r2), nous continuons le processus, l'intersection Mdd est uniquement présente quand il existe une solution pour cette intersection.

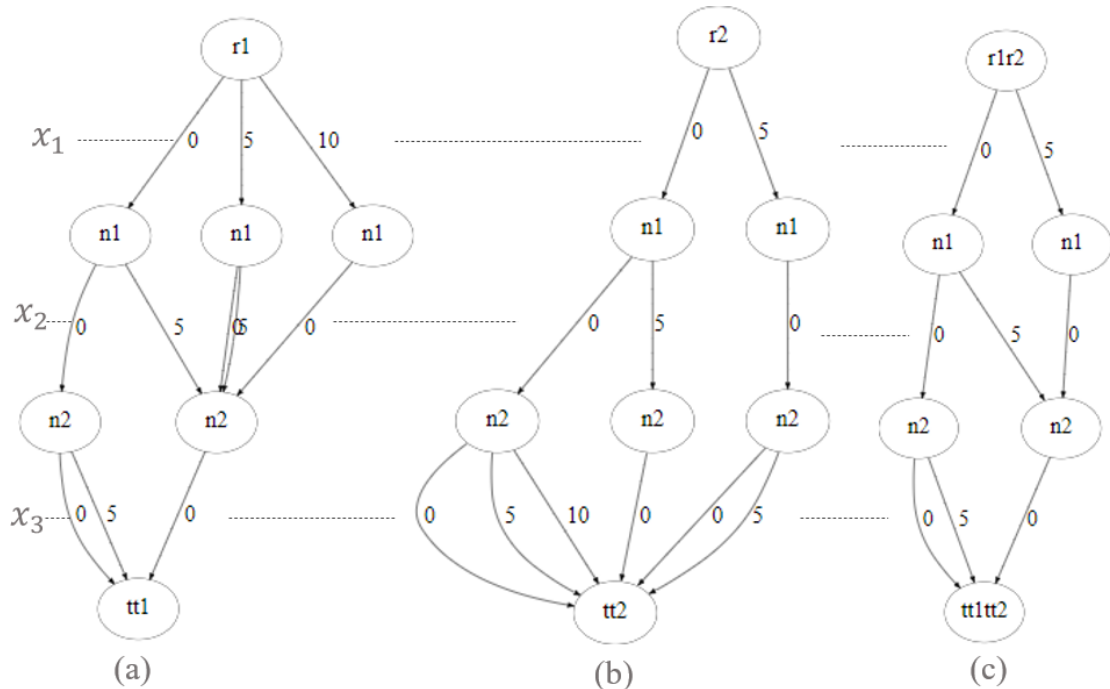


Figure 3.10 – Exemple d'intersection entre deux Mdds ($mdd(r1r2)=mdd(r1) \cap mdd(r2)$) : (a) $x_1 + 2x_2 + 3x_3 \leq 15$, (b) $2x_1 + 3x_2 + x_3 \leq 15$ avec le domaine de $x_i \in \{0, 5, 10\}$ et (c) l'intersection des deux Mdds

Nous proposons au chapitre 6 d'autres illustrations de l'algorithme de construction de Mdd et d'intersection plus adaptés à des problèmes de lot sizing.

Langages values

-**VDDs** : Les diagrammes valués de décisions représentent une généralisation des OBDDs représentant des fonctions à valeurs réelles positives et leurs variables sont de domaine discret. Ils sont particulièrement adaptés pour les contraintes comportant une fonction d'utilité, par exemple pour les CSP valués. Les valeurs des variables sont placées sur les arcs, tandis que les nœuds terminaux sont remplacés par un ou plusieurs nœuds terminaux portant une valeur de la fonction évaluée, qui peut être un coût, une préférence ou une probabilité. Pour une description détaillée des langages VDDs, le lecteur peut se référer à (Fargier et al., 2014).

On trouve également plusieurs sous-langages dans la famille VDD :

- le langage ADD (Algebraic Decision Diagram) (Bahar et al., 1993) est un VDD ordonné où seuls les nœuds terminaux sont valués, tandis que les arcs ne le sont pas. Chaque nœud terminal représente une valeur de la fonction, et donc le nombre de nœuds dans un ADD peut augmenter considérablement en fonction du cardinal de l'ensemble des valeurs possibles de la fonction. Dans l'exemple figure 3.11, les valeurs possibles de la fonction $2x_1 + 3x_2 + x_3$ ou $x_i \in \{0, 1, 2, 3, 4\}$.

- Le langage SLDD (Semiring Labeled Decision Diagrams) (Wilson, 2005) est un VDD ordonné avec une unique racine et un unique nœud terminal, dont les valeurs de la fonction sont remontés sur les arcs en utilisant un opérateur d'agrégation des valuations. Dans l'exemple de la figure 3.11, en choisissant la décision à la variable $x_1 = 2$, le maximum de l'évaluation de la fonction est de 4, ce qui nous permet d'être sûrs que les autres variables sont nulles. Ce SLDD, en effet, permet de prendre en compte les valeurs des différentes décisions possibles et leurs conséquences en termes de valeurs continues associées à la fonction de profit. Ce langage est également utilisé dans les problèmes de configuration de produits où l'utilisateur cherche à savoir quel est le prix d'un produit de coût minimal correspondant à sa configuration partielle actuelle (en cours) (Fargier et al., 2014; Schmidt, 2015). Les mêmes auteurs se sont intéressés aux méthodes de compilation d'une formule du langage ADD vers le langage SLDD.

La figure 3.11 présente des représentations d'une même contrainte dans chacun de ces langages.

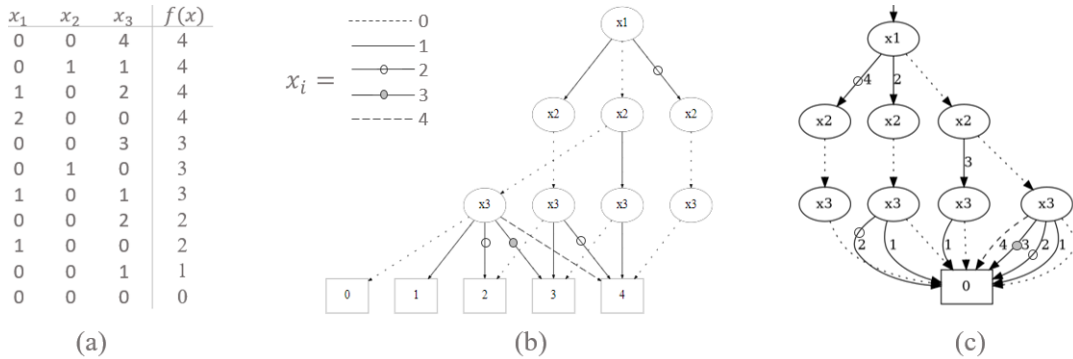


Figure 3.11 – Exemple de compilation VDDs la contrainte : $2x_1 + 3x_2 + x_3 \leq 4$ avec $x_i \in \{0, \dots, 4\}$ vers les différentes structures : tuple (a), ADD (b) et SLDD (c)

-**CostMDDs** : Ce sont des VDDs particuliers utilisés pour représenter des problèmes d'optimisation (Lai et al., 1992). Bien souvent, ils sont caractérisés par une valuation complémentaire sur les arcs des VDDs pour représenter la contribution de cette affectation de valeur avec la fonction d'objectif. Les VDDs qui en résultent sont appelés *CostMdd*. Dans un CostMdd, chaque arc $a \in A$ est constitué de quatre éléments $a = (u, v, d(a), c(a))$ où u est le nœud d'origine, v le nœud d'arrivée, $d(a)$ l'étiquette et $c(a)$ le coût.

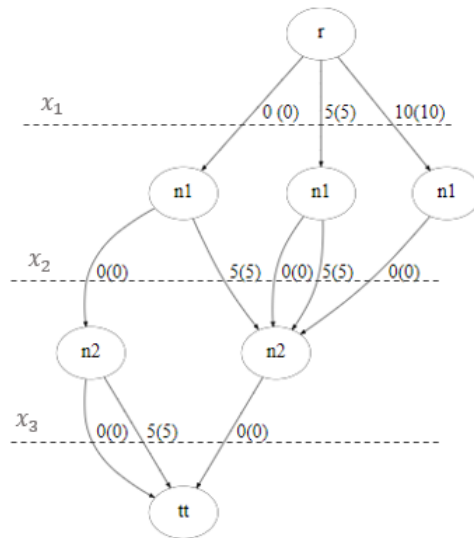


Figure 3.12 – La compilation de l'exemple de la figure 3.9 avec la fonction de coût : $\sum_{i=1}^3 c_i * x_i$ avec $c_i = 1$

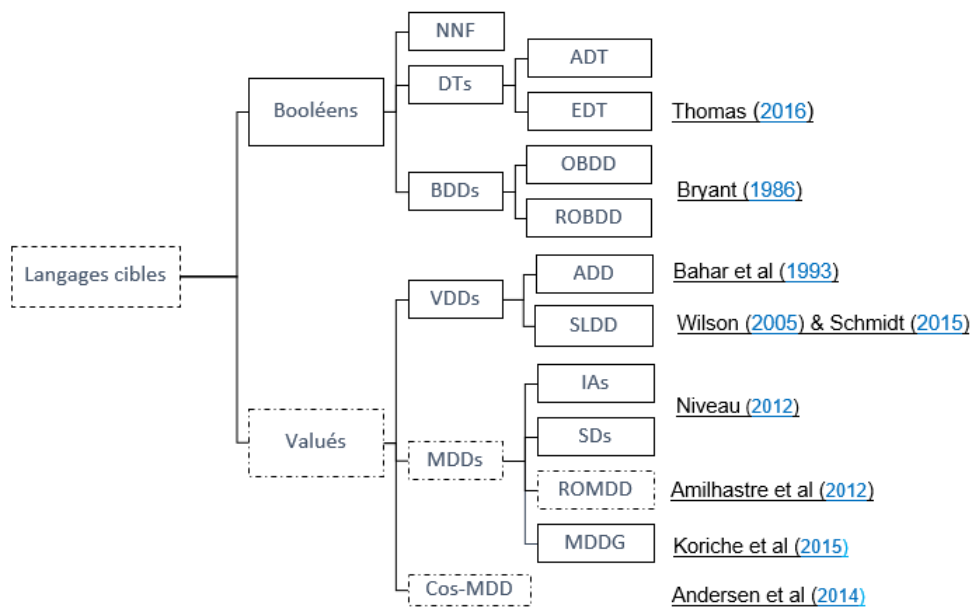


Figure 3.13 – Classification du langage cible par famille de diagrammes de décision

3.3.4 Méthodes de compilation

Le choix d'une méthode de compilation n'a a priori aucun effet sur la taille de la forme compilée, mais plutôt sur le temps de compilation et sur l'espace mémoire occupé durant la phase de compilation (Narodytska et al., 2007). On trouve deux méthodes de compilation différentes : la méthode ascendante «Bottom-up» et, la méthode descendante «Top-down».

- La méthode **bottom-up** : est une procédure de construction par raffinement itératif (Bryant, 1986). Elle consiste à partir d'un graphe représentant toutes les solutions du problème sans contrainte, puis à ajouter progressivement les contraintes pour éliminer des solutions et obtenir un graphe représentant les solutions du problème avec toutes les contraintes. Avec cette méthode, la taille du graphe à manipuler à chaque ajout d'une contrainte risque parfois

d'exploser avant de diminuer à nouveau. Lorsque la mémoire est insuffisante pour conserver toutes les structures intermédiaires, la compilation est interrompue, même si la forme compilée est de taille suffisante. Entre autres, on peut citer (Hadzic et al., 2008 ; Niveau et al., 2012 ; Niveau et al., 2010). Ces auteurs commencent à calculer par un outil de résolution de réseau de contraintes. Les solutions ainsi obtenues sont ajoutées une à une à la forme compilée. D'autres auteurs ont tenté de réduire la taille des diagrammes intermédiaires, en particulier dans le cas des BDDs, Narodytska et al. (2007) ont proposé une heuristique permettant de sélectionner le séquençement des contraintes et leur ordre d'ajout.

- La méthode **top-down** : cette méthode (J. Huang et al., 2004) part d'un graphe vide et consiste à le remplir directement avec les solutions satisfaisant toutes les contraintes (des solutions réalisables), et ce jusqu'à obtenir une représentation de toutes les solutions du problème. Cette méthode a l'avantage de garantir une représentation toujours inférieure ou égale, durant toute la construction, à la taille de la représentation finale. En revanche, elle est généralement moins efficace en temps de compilation, puisque dans le pire des cas, elle peut aboutir à une exploration de l'ensemble de l'arbre de recherche et l'énumération de toutes ses solutions. Ce désavantage peut être réduit en utilisant un cache (J. Huang et al., 2005), ce qui permet de limiter l'exploration de sous-problèmes équivalents plusieurs fois. De plus, pour réduire le temps de compilation pour le cas des Mdds, Perez et al. (2018) ont proposé de réaliser un parcours en parallèle dans l'arbre de recherche.

Cependant, notre choix se porte sur l'étude d'une méthode ascendante pour deux raisons liées essentiellement aux caractéristiques d'un problème de dimensionnement de lots. A savoir que celui-ci s'exprime sous la forme d'un réseau de contraintes dont les variables sont des entiers et liées entre elles par des contraintes globales. Notre idée est aussi de combiner la résolution et la construction du diagramme, en s'appuyant sur les représentations de la construction de solutions de *lot sizing* utilisées en programmation dynamique (Hooker, 2013 ; Perez, 2017 ; Trick, 2003).

3.3.5 Requêtes et transformations

Conformément à la carte de compilation introduite par Darwiche et al. (2002), les requêtes et les transformations, sont les deux catégories d'opérations permettant de déterminer l'efficacité et de choisir les langages cibles. Nous ne tenterons pas ici d'énumérer toutes les requêtes et transformations générales, et nous nous intéresserons principalement aux requêtes et transformations qui sont pertinentes à notre étude. Pour une description plus détaillée, je recommande aux lecteurs intéressés de se référer à (Amilhastre et al., 2012 ; Darwiche et al., 2002 ; Fargier et al., 2014).

- Une requête représente la demande ou le souhait formulé par des utilisateurs pour interagir avec la forme compilée dans un langage donné (\mathcal{L}). Les requêtes les plus courantes sont :

Cohérence (CO) \mathcal{L} satisfait la requête du test de cohérence **CO** si et seulement s'il existe un algorithme en temps polynomial qui pour toute instance Φ de \mathcal{L} retourne vrai si Φ est cohérente, faux sinon.

Comptage de modèles (CT) \mathcal{L} satisfait la requête **CT** de comptage de modèles si et seulement s'il existe un algorithme en temps polynomial qui pour toute instance Φ de \mathcal{L} retourne un entier naturel qui est le nombre de solutions de Φ .

Énumération de modèles (ME) \mathcal{L} satisfait la requête **ME** d'énumération de modèles si et seulement s'il existe un polynôme p et un algorithme qui retourne toutes les solutions d'une instance Φ de \mathcal{L} en temps $p(n, m)$ où n est la taille de Φ et m son nombre de solutions (sur les variables de Φ).

- Une transformation est également considérée comme une requête, mais elle effectuant une modification de la forme compilée dans un langage donné (\mathcal{L}). Une des transformations couramment utilisées est le :

Conditionnement (CD) \mathcal{L} vérifie la requête de conditionnement **CD** si et seulement s'il existe un algorithme en temps polynomial qui pour toute instance Φ de \mathcal{L} et tout terme

cohérent γ retourne une instance de \mathcal{L} logiquement équivalente à la formule obtenue en restreignant Φ aux variables indiquées par γ .

3.3.6 Compilation de connaissance dédiée à des domaines particuliers

Des travaux de recherche plus récents ont rendu largement possible la mise en application de KC à travers des expériences réelles, et ont montré l'intérêt d'adapter les modèles cibles à des domaines particuliers :

Auteur	Application	Compilation	Requete /Transformation	Langage source	Langage cible	Compilateur	Methode
Alexandre Niveau 2012	Conduite de systèmes autonomes	Booléenne	Extraction des solutions Conditionnement	CSP continue CSP vers Formules DNF (SDs)	BDD: IA,SD	Sortie de RealPaver pour IAs Sortie de CHOCO pour des SDs	Ascendante (Bottom-up)
Nicolas Schmidt 2015	Configuration des produits	Valuée	Énumération de solutions Conditionnement	CSP sous le format XCSP2 Des relations de conflits et support	VDD: ADD;SLDD;AAD D	SALADD (Affin Labeled Decision Diagrams)	Ascendante (Bottom-up)
Samuel Thomas 2016	Problème du comptage de solutions	Valuée	Comptage des solutions Conditionnement	Formule CNF	EADT (Extended Affine Decision Trees)	CNFto-EADT	Descendant (Top-down)
				Réseau de contraintes (booléen et à domaines finis) sous le format XCSP2	Mddg (multivalued decomposable decision graphs)	CN2mddg	

Table 3.5 – Quelques applications en relation avec notre approche de compilation

La conduite de systèmes autonomes

Niveau (2012) a étudié dans le cadre de sa thèse, l'application de la KC à des problématiques de contrôle de systèmes autonomes (*la planification automatisée*). Plus spécifiquement, les problèmes de planification de systèmes autonomes exigeant une très grande réactivité comme par exemple les drones ou les satellites. En effet, lorsqu'un drone effectue une mission dans un environnement incertain, le problème de la réactivité est crucial. Le système nécessite alors de prévoir toutes les possibilités de situations et ainsi de résoudre le problème en fonction de chaque situation, ce qui revient à donner une table de décision au système, avec un ensemble de "règles de décision" de la forme "dans telle situation, prendre telle décision". La difficulté est de ne pas exprimer l'ensemble des règles de décision dans un tableau. C'est aussi de prendre en charge directement certains aspects liés au domaine d'application, notamment celui du domaine des variables continues. Il a introduit un nouveau langage cible de compilation, plus approprié pour la planification des drones appelé automates d'intervalles (diagrammes avec des arcs étiquetés par des intervalles), plus général que les diagrammes de décision binaire. Ces travaux traitent également un autre problème, à savoir celui de la prise de décision agile pour un satellite d'observation de la Terre et de la gestion de sa mémoire. Pour le pilotage de drone (réactivité au cas de dysfonctionnement des compresseurs satellites), il a introduit un langage spécifique appelé set-labeled diagrams (diagrammes avec des arcs étiquetés par des ensembles). Pour les drones comme pour les satellites, l'approche utilisée dans la compilation est celle du bottom-up à partir de la trace de l'arbre de recherche d'un solveur (Sortie de solveur de RealPaver pour IAs⁶, Sortie de solveur de CHOCO pour des SDs⁷).

La configuration des produits

Le problème de paramétrage de produits en ligne est étudié par plusieurs auteurs tels que

6. Langage-cible des « interval automata »

7. Le langage-cible des « setlabeled diagrams »

(Amilhastre et al., 2002 ; Hadzic, 2004 ; Schmidt, 2015). Dans ce contexte, les requêtes de configuration de l'utilisateur visent souvent à déterminer le prix minimum du produit une fois configuré, ou à trouver le produit le moins cher parmi plusieurs options. Pour résoudre ce problème, une approche de compilation est utilisée, où les contraintes du problème sont formulées sous forme de tableaux de relations de support ou de conflit. Schmidt (2015) propose une méthode de compilation ascendante utilisant un langage de type SLDD. De même, il a utilisé deux heuristiques, l'une concernant l'ordre des variables et l'autre concernant l'ordre des contraintes. Ainsi pour réduire au minimum la taille de la représentation après compilation, il est intéressant de rencontrer le plus tôt possible les variables impliquées dans le maximum de contraintes « Most Constrained First (MCF) ». Et pour réduire fortement le temps de compilation, il est nécessaire de compiler d'abord les contraintes dites "dures" « Hard first » et de terminer par les contraintes de coût. Le compilateur SALADD est complètement opérationnel et disponible (Schmidt, 2015)⁸ avec une structure des données exprimées en ensemble de tests (petit, moyen, grand) et la mise en œuvre de différentes heuristiques.

Application au problème du comptage de solutions

Thomas (2016) s'intéresse particulièrement aux requêtes formulées en urgence ou "à la volée" par les utilisateurs et dont la résolution doit être rapide, en particulier le comptage du nombre de solutions d'une formule propositionnelle ou encore le comptage des solutions d'un réseau de contraintes (booléen et domaine fini). Pour ce faire, il a introduit deux nouveaux langages cibles : les arbres de décision affines étendus (EADT) pour la compilation de formules propositionnelles exprimé sous forme CNF et les diagrammes de décision décomposables multivalués (mddg) pour les réseaux de contraintes. Pour ces deux langages, les nœuds sont étiquetés par des clauses et sont directement construits sans passer par aucune transformation intermédiaire (comme le solveur) en adoptant une approche de compilation descendante, en utilisant certaines techniques de mise en cache, et une nouvelle heuristique de choix des variables basée sur une notion de centralité. Ainsi qu'un filtrage des domaines de variable dans le cas d'une formule propositionnelle.

Le tableau 3.6, regroupe les travaux des auteurs suivant les méthodes utilisées par KC et permettant le passage du langage source vers un langage cible.

Article	Methode		Source		Cible	
	Top-down	Bottom-up	CNF	CSP	Booléen	Valué
(Gentzel et al., 2020)	✓	.	.	✓	.	✓
(Bergman et al., 2016b)	✓	.	.	✓	✓	.
(Koriche et al., 2015)	✓	.	.	✓	✓	.
(Bergman et al., 2014)	✓	.	.	✓	✓	.
(Hooker, 2013)	✓	.	.	✓	.	✓
(J. Huang et al., 2005)	✓	.	✓	.	✓	.
(Trick, 2003)	✓	.	.	✓	.	✓
(Fargier et al., 2022)	.	✓	✓	✓	✓	✓
(Colnet et al., 2021)	.	✓	✓	.	✓	.
(Fargier et al., 2013)	.	✓	.	✓	.	✓
(Hoda et al., 2010)	.	✓	.	✓	.	.
(Amilhastre et al., 2002)	.	✓	.	✓	.	✓
(Hadzic et al., 2008)	✓	✓	.	✓	✓	.
(Reif et al., 2007)	✓	✓	.	✓	.	✓

✓ : Oui, . : Non

Table 3.6 – Répartition des articles selon les méthodes utilisées en KC

8. <https://www.irit.fr/Helene.Fargier/BR4CP/CompilateurSALADD.html>

3.3.7 Conclusion

Il existe plusieurs langages de compilation disponibles en fonction des problèmes considérés, ainsi que différentes méthodes de compilation. Dans la suite de notre étude, nous nous concentrons spécifiquement sur l'utilisation des langages valués (CostMdd) plutôt que d'autres langages booléens tels que les BDDs. Cette décision est motivée par le fait que nous travaillons avec des variables entières et une fonction de coût.

Dans notre application du KC au problème de dimensionnement de lots, tant pour un seul produit que pour plusieurs produits, nous nous intéressons aux deux requêtes : tester la consistance **CO** d'une solution et effectuer des conditionnements **CD** sur les variables de décision et sur les coûts de la fonction objectif.

La table 3.7 présente notre positionnement dans les caractéristiques relatives à la KC et à son champ d'application.

Langage source	Formule logique	Probleme de satisfaction de contraintes
Méthode de compilation	Bottom-up	Top-down
Langage cible	Langage booléen	Langage value
Domaine des variables	Booléens	Multivalués
Requête et transformation	Test de cohérence	Conditionnement
Type de lot sizing	Mono-produit	Multi-produit

Table 3.7 – Une synthèse de positionnement au niveau de la KC

Conclusion et positionnement

Ce chapitre a présenté une analyse de la littérature portant sur deux aspects spécifiques : (i) les problèmes de lot sizing et (ii) la compilation des connaissances, tout en abordant le principal enjeu, celui de l'instabilité des plans dans un processus de planification. Nous avons noté la rareté des travaux intégrant les interactions des décideurs dans la résolution des problèmes en tenant compte de leurs préférences autre que les coûts. Les approches basées sur la compilation de connaissances paraissent particulièrement intéressantes dans ce cadre. De plus la planification en horizon glissant avec plusieurs acteurs crée de la nervosité mais les méthodes pour réduire cette nervosité sont difficiles à choisir.

Positionnement

Dans cette thèse nous nous concentrons sur l'aide à la construction de plan de production/approvisionnement. Plus précisément, nous étudions les quatre points suivants :

- Modéliser les incertitudes d'une planification à horizon glissant via des approches d'apprentissage non supervisé.
- Comprendre les comportements des autres acteurs via des approches de simulation.
- Aider à la construction d'un plan de production via la compilation de connaissance.
- Enrichir le transfert d'informations entre les différents acteurs via la compilation de connaissances.

4

Etude de la caractérisation des incertitudes dûes à l'horizon glissant

Introduction	63
4.1 Description et formulation du problème	64
4.1.1 Quelques notations	65
4.2 Transformation des données de planification	65
4.2.1 Les écarts entre deux plans successives (D)	65
4.2.2 Écarts entre quantités réelles et planifiées (R)	66
4.2.3 Le sens de variation	67
4.3 Approche de caractérisation des incertitudes	67
4.3.1 Extraction des données cumulées	68
4.3.2 Transformation et structuration des données	68
4.3.3 Regroupement des horizons	69
4.3.4 Estimation des incertitudes	71
4.4 Exemples d'application à des données de simulation	72
4.4.1 Les données simulées	72
4.4.2 Les caractéristiques des perturbations	72
4.4.3 Analyse et Interprétation des résultats	72
4.4.4 Estimation de la variation autour du plan	75
4.5 Application au cas du groupe Pierre Fabre	76
4.5.1 Présentation des données	76
4.5.2 Structure des données	77
4.5.3 Illustration d'une planification à horizon glissant	78
4.5.4 Analyse et discussion	80
Conclusion	82

Introduction

Ce chapitre présente notre approche d'estimation des incertitudes des plans échangés entre deux partenaires de la chaîne logistique. Dans un premier temps, nous allons plus particulièrement nous intéresser aux transformation des données de planification à horizon glissant puis à leur exploitation à l'aide de méthodes de traitement de données. Dans un second temps, nous proposons une méthodologie d'aide à la coopération basée sur l'analyse de l'historique

afin d'aider le décideur dans ses choix face aux variations de son partenaire. Enfin, nous présentons une illustration de l'application de notre approche en utilisant des données réelles provenant de notre cas industriel chez Pierre Fabre.

Notez que les travaux développés dans ce chapitre ont été publiés dans (Khellaf et al., 2020).

4.1 Description et formulation du problème

Dans la planification tactique de la gestion décentralisée des chaînes logistiques, les décideurs utilisent une approche de planification à horizon glissant en raison de divers facteurs : l'incertitude de la demande, l'intégration de nouvelles informations et la prise en compte de facteurs internes tels que les aléas ou les changements de politique de planification. Il a été démontré que ces facteurs influencent la stabilité des plans (Sivadasan et al., 2013).

Pendant le processus de planification à horizon glissant, il arrive que certains décideurs surestiment ou sous-estiment les quantités programmées lors des cycles précédents. Dans cette étude, notre objectif est de caractériser les différences entre les quantités reprogrammées entre (i) deux cycles de planification successifs, par exemple en cycle (1 et 2) : $\{(Q_2^1, Q_2^2); (Q_3^1, Q_3^2); (Q_4^1, Q_4^2); (\dots); (Q_t^1, Q_t^2)\}$ et/ou entre (ii) un cycle de planification et sa réalisation, par exemple à la période t correspond à la période 6 les différentes quantités sont $\{(Q_6^1, Q_6^2); (\dots); (Q_6^3, Q_6^6); (Q_6^4, Q_6^6); (Q_6^5, Q_6^6)\}$ avec Q_t^c qui correspond à une quantité cumulée du couple (site x produit) à la période t du cycle de planification c .

La figure 4.1 représente des quantités cumulées replanifiées pour un couple (filiale x produit) dans un horizon de H périodes et C cycle de planification. Chaque ligne représente un cycle de planification sur un horizon H . Les colonnes représentent les quantités planifier pour la même période t au cours des différents cycles de planification. Nous avons aussi la notion de quantité à un horizon donné h qui sont les quantités planifiées h périodes avant leur réalisation : en jaune dans la figure les quantités correspondant à l'horizon $h = 3$.

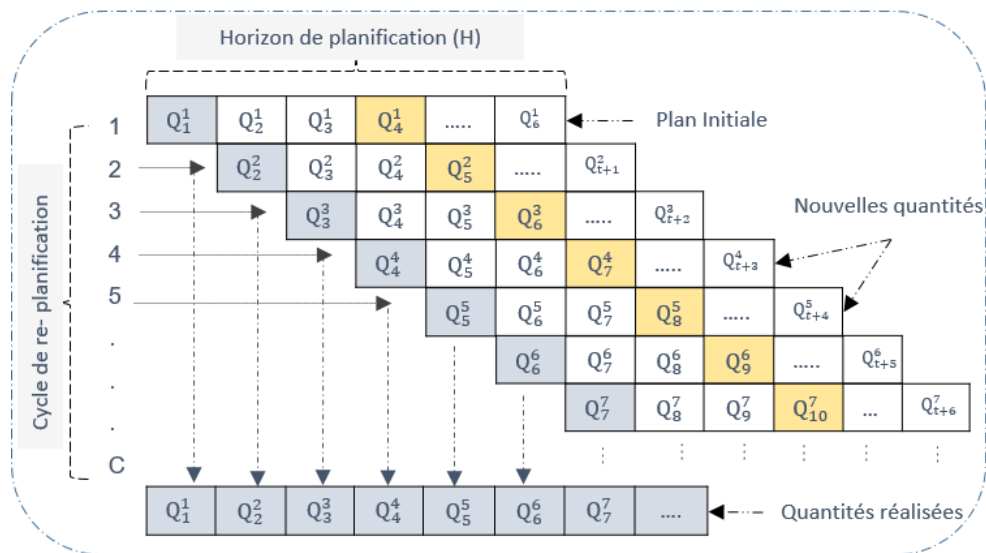


Figure 4.1 – Les plans glissant d'un couple (site x produit)

Par la suite, nous supposons que les incertitudes sont liées à l'horizon, car les décisions prises par le partenaire qui transmet le plan dépendent également de l'horizon. De plus, afin de prendre en compte les compensations d'incertitudes entre les différentes périodes, nous nous concentrons exclusivement sur les plans cumulés.

4.1.1 Quelques notations

P : Ensemble des articles ($p \in P$)

F : Ensemble des sites ($f \in F$)

C : Cycle de planification ($c \in C$)

H : Le nombre de périodes constituant l'horizon de planification

$Q_{(f,p,t)}^c$: Quantité cumulée du couple (site x article) à la période t du cycle de planification (c) où $t = c + h$

$Plan_{(f,p)}^c$: Ensemble des quantités cumulées planifiées dans le cycle c pour le couple (filiale x article)

4.2 Transformation des données de planification

Pour mieux décrire et analyser les variations des plans à horizon glissant, nous suggérons une transformation de ces données vers deux types de matrices. Cette transformation est principalement liée à la disponibilité des volumes de données historiques concernant un couple (site et produit). La matrice d'écart (notée D) ne considère que l'incertitude entre deux plans consécutifs lors d'une étape de replanification, tandis que la matrice de niveau (notée R) permet de comparer chaque replanification à la réalisation effective. Les deux matrices peuvent être déterminées dans deux versions : soit la déviation absolue, soit la déviation relative. Une dernière matrice binaire permet de décrire le sens de variation de la quantité de replanification nécessaire pour mener à bien l'enrichissement de l'exploration.

4.2.1 Les écarts entre deux plans successives (D)

Nous observons dans un premier temps, de manière horizontale, les déviations des quantités planifiées entre deux replanifications successives. En nous appuyant sur les mesures de la nervosité (Jensen, 1993; Meixell, 2005), nous adoptons l'idée introduite par Herrera et al. (2016) de mesurer la nervosité par une moyenne des écarts entre les quantités planifiées et re planifiées.

Pour cette matrice, nous considérons que les planifications arrivent tous les cycles (donc selon la fréquence de re planification). Tout cycle de la planification avec un horizon glissant est considéré comme une observation. A chaque observation, on récupère les écarts absolus selon l'équation suivante :

$$D_{c,h}^{Absolute} = Q_{f,p,t}^{c+1} - Q_{f,p,t}^c; \quad h \in [1, H - 1], t = c + h$$

où $D_{i,h}^{Absolute}$ représente les variations des quantité planifiées entre le cycle de planification c et le cycle de planification suivant ($c+1$) à la période t ($c+h$).

Par ailleurs, une autre mesure des écarts relatifs a été introduite, qui nous donne la possibilité de l'exprimer en pourcentage, de la manière suivante :

$$D_{c,h}^{Relative} = \frac{Q_{f,p,t}^{c+1}}{Q_{f,p,t}^c} - 1; \quad h \in [1, H - 1]$$

Les deux matrices $D^{Absolute}$ et $D^{Relative}$ sont composées des observations en ligne, qui correspondent au cycle de la planification ($C-1$); et des horizons en colonne, qui correspondent aux nombres des périodes de l'horizon glissant ($H-1$), une illustration de la matrice $D^{Absolute}$ est donnée dans le tableau suivant :

$h1$	$h2$...	h_{H-1}
$Q_2^1 - Q_2^0$	$Q_3^1 - Q_3^0$...	$Q_{H-1}^1 - Q_{H-1}^0$
$Q_3^2 - Q_3^1$	$Q_4^2 - Q_4^1$...	$Q_{H-1}^2 - Q_{H-1}^1$
...

Table 4.1 – Matrice des déviations absolues (D)

4.2.2 Écarts entre quantités réelles et planifiées (R)

Nous nous plaçons ici dans un contexte où le décideur dispose d'un historique important de données concernant un couple (site x produit). Cela permet de faire une analyse sur la variation entre les quantités replanifiées et sa quantité réalisée. De même, on peut introduire une mesure d'écart absolue et relative, pour $t \geq H$, c'est-à-dire en ne prenant en compte que les quantités dont les réalisations effectives sont disponibles pendant un cycle donné $C \geq H$:

$$R_{c,h}^{Absolute} = Q_{f,p,t+c}^{t-h} - Q_{f,p,t+c}^{t+c}; \quad h \in [1, H]$$

Ainsi $R_{c,h}^{Absolute}$ représente la variation absolue des quantités planifiées pour les différents horizons h sur la période $(t+c)$, donc h périodes avant d'être réalisées. A titre d'exemple, sur la période $t=6$ et un horizon $h=1$, on obtient la variation absolue $R_{1,1} = Q_6^6 - Q_6^5$ avec Q_6^6 : la quantité réalisée et Q_6^5 : celle planifiée lors du cycle précédent $c-1$.

$$R_{c,h}^{Relative} = \frac{Q_{f,p,t+c}^{t+c}}{Q_{f,p,t+c}^{t-h}} - 1; \quad h \in [1, H]$$

D'où $R_{c,h}^{Relative}$ représente la variation relative des quantités par rapport à leur réalisé. Ainsi, si $R_{c,h}^{Relative}$ est supérieur à zéro, cela signifie que le taux est en train d'augmenter, alors que s'il est inférieur à zéro, cela indique que le taux est en train de baisser.

Concernant la matrice R , elle comporte des observations en ligne, qui correspondent à la différence entre le nombre de cycles de planification (C-H) et le nombre de périodes de l'horizon de planification, et des horizons en colonne, qui correspondent aux nombres de périodes de l'horizon glissant (H). Une illustration de la matrice est donnée dans le tableau suivant :

$h1$	$h2$...	h_H
$Q_6^5 - Q_6^6$	$Q_6^4 - Q_6^6$...	$Q_1^6 - Q_6^6$
$Q_7^6 - Q_7^7$	$Q_7^5 - Q_7^7$...	$Q_7^2 - Q_7^7$
...

Table 4.2 – Matrice des écarts absolus selon au réalisé selon les horizons (R)

Remarque

La préparation des deux matrices D et R est une première étape importante. Elles représentent les données d'entrée de notre approche de traitement. Les interprétations des résultats obtenus peuvent être très différentes d'une matrice à l'autre.

Ainsi, si la structure des matrice est semblable, les 2 matrices mesurent des variations dont l'interprétation des valeurs est assez différente.

- La matrice D contient des valeurs de l'écart relatif ou absolu d'une quantité à la période (t) du cycle de planification c par rapport au cycle suivant ($Q_{f,p,t}^c$ et $Q_{f,p,t}^{c+1}$) $\forall t \geq 2$.

Elle mesure bien la nervosité entre 2 replanifications. Par contre, elle n'indique pas si les nervosités successives sur un horizon glissant ont tendance à se cumuler ou à se compenser.

- La matrice R contient des valeurs de l'écart relatif ou absolu de la quantité à la période $(t + c)$ et de sa réalisation ($Q_{f,p,t+c}^{t-h}$ et $Q_{f,p,t+c}^{t+c}$) $\forall t \geq H$. Elle modélise bien une erreur d'anticipation de la planification. Elle représente aussi un cumul des nervosités subies par une quantité prévue h périodes avant leur réalisations.

Toutefois, l'horizon h_1 , dans les deux matrices donne le même calcul d'écart. Par ailleurs, les valeurs des matrices D et R pourront toutes les deux être soit positives, soit négatives.

4.2.3 Le sens de variation

Une dernière matrice est utilisée comme indicateur permettant de présenter le sens de variation. En nous inspirant des travaux de Marquès (2010), la matrice S identifie les signes des variations de la matrice D concernée. Elle mesure une augmentation, une stabilité ou une diminution. Ainsi nous obtenons, par rapport à la matrice $D_{i,h}$ une matrice S de la manière suivante :

$$S_{ih} = \begin{cases} 1, & \text{si } Q_{f,p,c+h}^{c+1} - Q_{f,p,c+h}^c > 0 \\ 0, & \text{si } Q_{f,p,c+h}^{c+1} = Q_{f,p,c+h}^c \\ -1, & \text{si } Q_{f,p,c+h}^{c+1} - Q_{f,p,c+h}^c < 0 \end{cases} \quad (4.1)$$

Les déviations positives représentent des situations où les quantités cumulées dans les cycles de replanification augmentent, tandis que les déviations négatives représentent des situations où les quantités cumulées dans les cycles de replanification diminuent.

4.3 Approche de caractérisation des incertitudes

La proposition de la démarche est présentée dans la figure 4.2. Elle est composée de 4 phases : 1/extraction, 2/ transformation, 3/ agrégation, 4/ modélisation des incertitudes. Elle peut être appliquée par tous les décideurs cherchant à déterminer les incertitudes relatives aux plans glissants gérés entre deux partenaires de la même chaîne logistique.

Cette approche trouve son originalité, d'une part, dans le passage des données de plans à horizon glissant vers une forme matricielle. D'autre part, le regroupement de différents horizons (3/) exploite les données historiques avec la méthode de classification ascendante hiérarchique CAH (Gower et al., 1986) pour identifier des ensembles d'horizon où les variations sont similaires.

Pour les classes d'horizon ainsi définies, les estimations de variation sont obtenues à partir des informations portées par chaque classe. Pour le décideur qui reçoit ces plans déterministes, ces estimations de variations caractérisent l'incertitude autour des plans reçus. Cette analyse permet ainsi d'identifier les classes d'horizon de décision où se trouvent les incertitudes les plus importantes, comment elles évoluent au cours de l'horizon, et enfin de déterminer des profils d'incertitude pour chaque couple (site x produit).

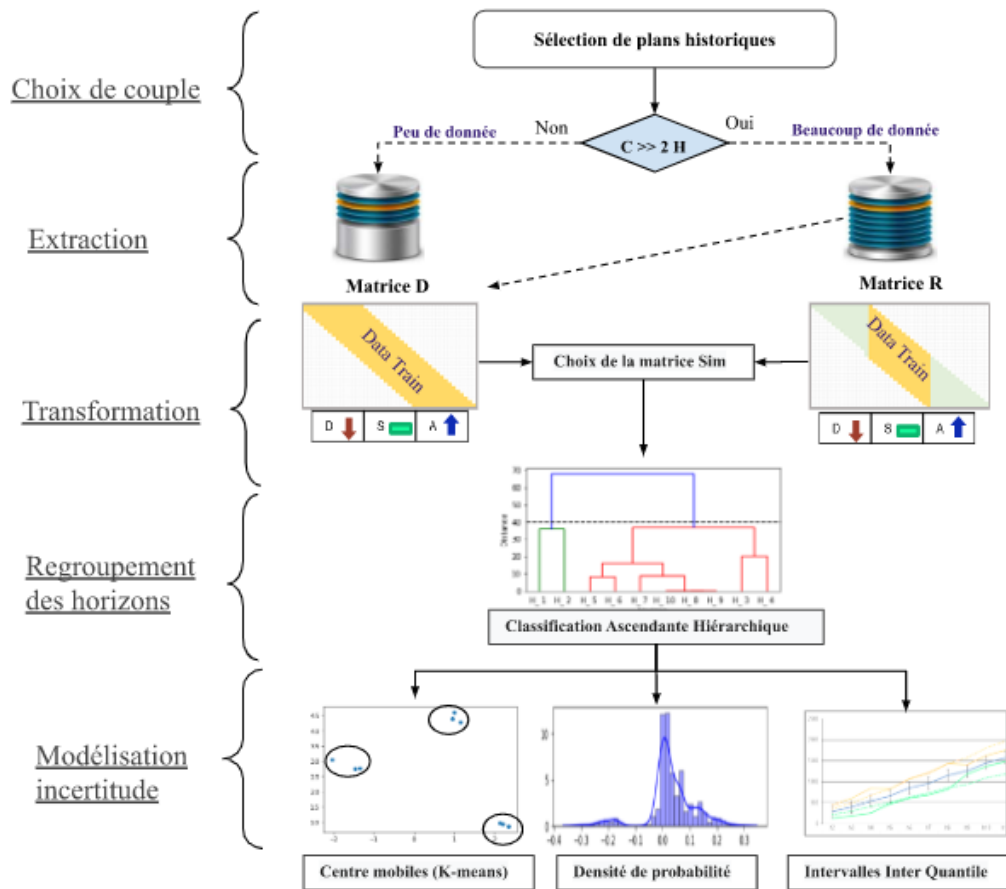


Figure 4.2 – Processus de caractérisation et d’estimation des incertitudes à travers les historiques

4.3.1 Extraction des données cumulées

La première étape du processus de modélisation dépend de la taille des données disponibles concernant le couple (site et produit). Deux situations sont à distinguer (triangle jaune dans figure 4.2) : (i) celles où l’historique est important ($C \geq 2H$), (ii) celles où l’historique est réduit ($C \leq 2H$)

- Dans le cas (i), l’analyse peut être effectuée indifféremment à l’aide des matrices D ou R, car les deux matrices disposent d’un nombre d’observations suffisamment important pour produire des résultats pertinents.
- Dans le cas (ii), l’analyse peut être effectuée uniquement sur la matrice D. Les observations de réalisation des derniers horizons des plans sont peu nombreuses et l’interprétation de la matrice R est donc peu fiable.

4.3.2 Transformation et structuration des données

Les matrices des écarts sont calculées. Dans le cas (i), les matrices sont pleines et exploitables sans effet particulier. Dans le cas (ii), la matrice des écarts de niveaux (R) peut ne contenir que très peu d’observations pour des tailles d’horizon H grands ($H=C$) ce qui rend son exploitation inutile. La matrice des déviations (D) et celle des signes (S) seront toujours denses. Néanmoins, chaque modèle de déviation sera basé sur un ensemble de dates « $t=c+h$

» différents. On retrouve ainsi l'hypothèse que nous faisons que les incertitudes sont plus dues aux horizons "h" qu'aux dates "t" concernées.

4.3.3 Regroupement des horizons

A cette étape, nous appliquons une méthodologie de classification automatique non supervisée aux données transformées (la matrice D ou la matrice R). Cela se traduit par la recherche d'une typologie, ou segmentation, c'est-à-dire d'un regroupement d'horizons semblables en classes.

Classification hiérarchique

La classification hiérarchique (Kaufman et al., 1991) fait partie des méthodes de classification automatique non supervisée couramment utilisées en analyse de données. Elle intervient dans un contexte d'exploration, qui consiste à obtenir des connaissances utiles, pertinentes et rentables depuis un tableau de données, sans connaissance préalable.

On peut distinguer deux familles de classification hiérarchique (Kaufman et al., 1991) :

- Famille descendante (noté CDH) : ces méthodes partent d'une partition moins fine, où tous les horizons sont dans une seule classe. A chaque itération, une classe est divisée en classes plus petites, jusqu'à ce qu'il n'y ait plus qu'un seul horizon dans chaque classe.
- Famille ascendant (noté CAH) : ces méthodes partent d'une partition où chaque horizon est dans une classe, vers une partition moins fine en agrégeant successivement les horizons les plus proches tout en respectant les mesures de similarité et les critères d'agrégation prédéfinis dans la section suivante.

Le choix de la méthode de classification applicable à notre étude de cas, répond aux besoins suivants :

- Aucune fixation du nombre de classes : elle n'est soumise à aucune initialisation particulière de paramètre, ce qui la rend très efficace au sens de l'exploration des données
- Une représentation graphique lisible : elle fournit un arbre hiérarchique (appelé dendrogramme) qui fait apparaître les liens successifs entre les horizons et les classes d'horizons
- Une aide dans le choix du nombre de classes : elle permet de trouver un nombre de classes assez "naturel"
- Simplicité de fonctionnement et d'interprétation (description directe des classes) : elle produit des classes ayant une forte similarité au sein de chaque classe et ayant une faible similarité entre les différentes classes
- Adaptée aux faibles volumes de données : elle est moins exigeante en temps de calcul, dans la mesure où nos données industrielles restent limitées. A titre d'exemple, sur 10 ans, on peut disposer d'un historique de : 52 horizons au maximum à regrouper en fonction de 520 cycles de planification

Pour notre cas, on se limite à l'approche CAH qui permet de générer un nombre de k classes, notées $G = G_1, \dots, G_k$ à partir d'un ensemble d'horizons H , notés $\Omega = \{h_1, h_2, \dots, h_H\}$, de telle sorte que chaque classe G_i est un sous-ensemble de Ω ($G_i \subset \Omega$) et que l'union des classes englobe l'ensemble des horizons de départ ($\bigcup_{i=1}^k G_i = \Omega$).

Pour mettre en œuvre cette méthode de classification, il est essentiel de définir ce qui constitue des horizons similaires ou non similaires. Par conséquent, il est nécessaire de quantifier la similarité ou la distance entre deux horizons. Cette étape est souvent la plus complexe de l'ensemble du processus de classification, mais elle est indispensable et constitue la première étape de toute étude de classification.

La similarité entre deux horizons

Nous cherchons à définir une mesure de distance permettant de comparer la similarité entre deux vecteurs (h_i, h_j) d'une matrice transformée (notée : $Sim \in \{D, R\}$), suivant les valeurs des observations sur ces horizons. De nombreuses méthodes proposent de mesurer le degré de similarité entre deux vecteurs quantitatifs (voir par exemple (Cha, 2007)). Cette notion de " similarité " est formalisée à l'aide de la mesure la plus connue, la distance euclidienne (dist) qui est par définition :

$$dist(h_i, h_j) = \sqrt{\sum_{c=1}^C (M_{c,i} - M_{c,j})^2}$$

Cependant, cette mesure de similarité présente certains inconvénients, comme indiqué dans la thèse Muhlenbach (2002) : (i) Cette mesure de similarité (dist) ne possède pas de borne supérieure et sa valeur augmente avec le nombre des observations (C) ; (ii) la représentation visuelle de la matrice dist induit des confusions dans les interprétations des informations synthétisées et compressées dans la matrice.

Ces deux inconvénients ne nous permettent pas d'appliquer directement cette distance. Pour surmonter ce problème, nous faisons appel à une autre mesure de similarité inspirée de la mesure de Muhlenbach (2002).

Plus concrètement, la distance euclidienne peut être transformée en similarité (Muhlenbach, 2002), de la manière suivante :

$$Sim(h_i, h_j) = \frac{1}{1 + dist(h_i, h_j)}$$

Cette formule est aussi appelée une similitude euclidienne. Elle est caractérisée par un certain nombre de propriétés :

- Propriété 1 ; Non-négativité et Normalisation : $0 \leq Sim(h_i, h_j) \leq 1$
- Propriété 2 ; La Symétrie : $Sim(h_i, h_j) = Sim(h_j, h_i)$

l'indice de similarité sim est compris entre 0 (quand la distance entre deux horizons est suffisamment grande) et 1 (quand la distance entre deux horizons est nulle). Un indice de dissimilarité est le complément d'un indice de similarité (dis = 1 - sim). La similitude ne dépend pas de l'ordre de présentation.

L'utilisation de cette matrice de similarité (Sim) présente un double intérêt. D'une part, elle nous permet de visualiser les relations entre les différents horizons et de fournir des indications pour répondre à la question suivante : "Combien de classes devons-nous choisir ?" D'autre part, elle joue un rôle crucial en tant que matrice fondamentale pour l'algorithme de classification (CAH).

La similarité entre des classes d'horizon

Comme la métrique de similarité entre les horizons, les classes d'horizon ont également une métrique dite de *linkage* ou de *critère d'agrégation* (Kaufman et al., 1991 ; Ward, 1963). Les classes, ou la structure de la hiérarchie produites par l'algorithme (CAH), peuvent être très différentes en fonction du critère d'agrégation utilisé. Celui-ci permet de regrouper des classes d'horizon ayant des similarités équivalentes selon le critère utilisé. La figure.4.3, montre une structure hiérarchique appelée dendrogramme dont la hauteur des branches exprime les valeurs du critère pour lesquelles les classes se rejoignent et ce pour les deux critères les plus faciles à interpréter : maximum et minimum.

Ces deux types de liens ont toutefois tendance à présenter une forte sensibilité quant aux valeurs aberrantes. De plus, le lien minimal génère souvent des classes très allongées (effet de

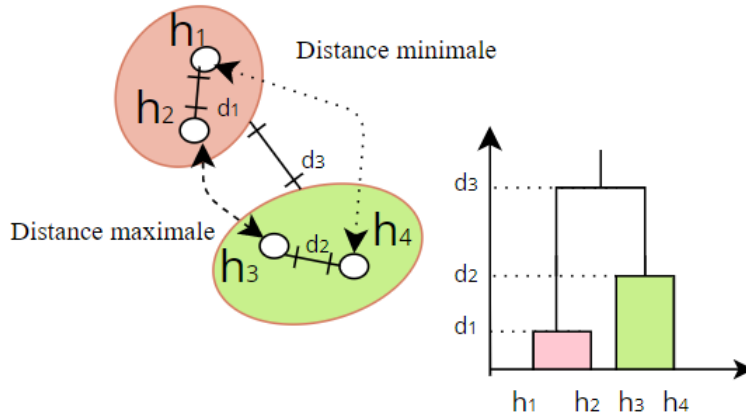


Figure 4.3 – Exemple du similarité entre des classes (Kaufman et al., 1991)

chaînage), tandis que le lien maximal génère des classes très compactes. On a donc préféré l'écart de Ward $\Delta(C_1, C_2)$ pour regrouper deux classes (C_1, C_2) . Ce regroupement permet de minimiser la dispersion à l'intérieur des classes construites (Kaufman et al., 1991). Il est défini par la formule suivante :

$$\Delta(C_1, C_2) = \frac{n_{c_1} * n_{c_2}}{n_{c_1} + n_{c_2}} * dis(g_{c1} - g_{c2})^2$$

Avec g_{c1} : le centre de gravité associé à la classe 1, n_{c_1} : le nombre de ses valeurs.

4.3.4 Estimation des incertitudes

En pratique on ne dispose que d'observations qui ne représentent jamais complètement la distribution des probabilités des valeurs observées. Et ce, d'autant plus que le nombre d'observations est réduit. On utilise la statistique descriptive, une technique permettant de structurer et de présenter les informations pour modéliser les incertitudes dans chaque classe. Lorsque nous disposons d'un grand nombre de données dans une classe, il est raisonnable de réaliser un modèle statistique. Autrement, on cherche à produire un intervalle de confiance. Les trois valeurs qui répartissent la distribution en quatre classes de taille équivalente sont les quartiles (Q1, Q2, Q3). Le premier quartile, Q1, désigne le point qui sépare la portion de 25% des plus petites valeurs de la portion de 75% des plus grandes valeurs. Le second quartile Q2 correspond purement et simplement à la médiane. Le troisième quartile, Q3, correspond au point qui distingue la portion de 25% des plus grandes valeurs de la portion de 75% des plus petites valeurs.

On considère comme paramètre de dispersion absolue l'écart interquartile (Q3-Q1) qui représente l'étendue de la distribution une fois retirés les 25% des valeurs les plus petites et les 25% des valeurs les plus grandes. 50% des observations sont ainsi condensées entre Q1 et Q3.

Remarque

Ces incertitudes permettent de définir un intervalle de confiance dépendant de l'horizon autour d'un plan reçu. La prise en compte de l'incertitude est différente selon le modèle de la matrice (D ou R) en absolu ou en relatif. Les estimations se calculent de la façon suivante : Dans le cas d'une matrice en absolu, on ajoute les quantités prévues à cette intervalle estimée. Dans le cas d'une matrice relative, on multiplie les quantités prévues par les intervalles estimés.

4.4 Exemples d'application à des données de simulation

Dans le but de rendre plus aisée la compréhension et l'interprétation des résultats, nous avons expérimenté notre approche sur un jeu de données simulé, adapté au problème de la planification à horizon glissant. Nous nous plaçons ici au niveau d'un acteur, par exemple l'acteur en charge du centre de distribution central, qui souhaite améliorer ses relations avec les autres partenaires (Filiale), en analysant l'historique des plans reçus.

4.4.1 Les données simulées

Dans cet exemple, le jeu de données permet de décrire le comportement d'un décideur dans son processus d'approvisionnement d'un couple (filiale x produit). En pratique, on modélise les incertitudes autour d'une quantité cumulée Q_t d'une période t par un intervalle borné, sur tout l'horizon de planification : $[Q_t - \delta_t; Q_t + \delta_t]$. Ce sont les écarts extrêmes par rapport à la quantité cumulée Q_t .

Cependant, dans ce travail, nous nous intéressons à la représentation des incertitudes sur les quantités cumulées d'un plan de replanification à des périodes discrètes (appelées Horizon). Pour ce faire, nous générons un historique de replanification C (104 cycles) associé aux périodes H (12 semaines).

Les nouvelles prévisions, glissantes et en bout d'horizon, sont obtenues à partir d'une fonction de génération de nombres aléatoires uniformes pour exprimer le caractère incertain de chaque horizon de planification (Se reporter en annexe 8.1 pour des précisions sur la génération des nouvelles quantités de la demande cumulée).

4.4.2 Les caractéristiques des perturbations

Les déviations de quantité à chaque période de l'horizon de planification sont générées de la façon suivante :

L'horizon fortement perturbé $\{h_2, h_3, h_4\}$: Il concerne les quantités programmées dans les premières périodes du plan dans lesquelles le taux de variation est hautement perturbé. Ce taux suit une loi uniforme à double intervalle, $[0.5, 0.6]$ pour indiquer une augmentation de 50% à 60%, respectivement $[-0.6, -0.5]$ pour indiquer une diminution de 50% à 60%.

L'horizon moyennement perturbé $\{h_5, h_6, h_7, h_8\}$: le taux de variation suit une loi uniforme à deux intervalles, $[0.3, 0.5]$ pour indiquer une augmentation de 30% à 50%, respectivement $[-0.5, -0.3]$ pour indiquer une diminution de 30% à 50%.

L'horizon faiblement perturbé $\{h_9, h_{10}, h_{11}, h_{12}\}$: Le taux de variation suit une distribution uniforme à un intervalle, $[-0.2, 0.2]$.

Les détails du calcul des nouvelles demandes cumulées sont présentés et largement illustrés dans l'annexe 8.1. Dans notre exemple, on obtient donc les valeurs suivantes pour la matrice Sim dans le cas où $Sim = R$:

4.4.3 Analyse et Interprétation des résultats

Comme les données ont été générées à partir d'écarts relatifs, nous nous basons sur une matrice d'écart relatif dans le traitement des données.

Afin de représenter ces écarts relatifs entre les horizons de planification, nous utilisons la matrice de similarité. La figure 4.5 montre le résultat. Sur la partie gauche on retrouve les indices de similarité, l'échelle du degré de similarité entre les différents horizons varie de 0 à 1. La matrice Sim contient le même nombre de lignes et de colonnes qui correspond à la

	h2	h3	h4	h5	h6	h7	h8	h9	h10	h11	h12
Ob_1	-0.58	-0.53	-0.58	-0.26	-0.30	-0.30	-0.30	-0.15	-0.00	-0.04	-0.09
Ob_2	0.51	0.58	0.59	0.29	0.30	0.29	0.22	0.10	0.03	0.17	0.12
Ob_3	-0.56	-0.56	-0.53	-0.25	-0.30	-0.30	-0.21	-0.01	-0.03	-0.01	-0.04
Ob_4	0.59	0.56	0.52	0.20	0.23	0.25	0.23	0.05	0.19	0.12	0.14
Ob_5	-0.57	-0.50	-0.51	-0.27	-0.30	-0.30	-0.25	-0.18	-0.04	-0.09	-0.04
...
Ob_100	0.59	0.56	0.60	0.24	0.29	0.26	0.24	0.00	0.20	0.08	0.16
Ob_101	-0.51	-0.57	-0.54	-0.30	-0.30	-0.30	-0.23	-0.05	-0.03	-0.02	-0.02
Ob_102	0.55	0.54	0.54	0.28	0.22	0.26	0.22	0.08	0.07	0.13	0.19
Ob_103	-0.53	-0.55	-0.58	-0.26	-0.30	-0.29	-0.26	-0.17	-0.00	-0.08	-0.15
Ob_104	0.58	0.55	0.55	0.22	0.21	0.25	0.24	0.08	0.12	0.00	0.19

Figure 4.4 – Extrait des écarts relative de la matrice (R)

	Min	Q1	Q2	Moyen	E-type	Q3	Max
Full	-0.6	-0.28	0.0	0.007	0.336	0.25	0.6
Classe 1	-0.6	-0.54	0.0	0.005	0.550	0.55	0.6
Classe 2	-0.3	-0.29	0.0	-0.009	0.268	0.26	0.3
Classe 3	-0.2	-0.06	-0.0	0.024	0.268	0.12	0.2

Table 4.3 – Le taux de variation des écarts relatifs de l'ensemble et des classes (Cah) d'horizon

taille de l'horizon glissant (horizon 12), et en chaque valeur $Sim_{i,j}$ représente un indice de similarité.

La détermination des classes d'horizons pertinentes se fait en appliquant la méthode de classification hiérarchique (CAH). Nous l'appliquons ainsi sur la matrice Sim , et obtenons le regroupement possible des horizons, présentés dans la partie gauche de la figure 4.5. L'analyse de la forme de l'arbre (dendrogramme) fait apparaître une correspondance exacte entre ces trois classes et les classes d'horizon pour la génération des données.

On peut noter en outre que la coupe du dendrogramme à 0,5 ne permet pas de retrouver les mêmes classes. Elles ne regroupent pas forcément des horizons contigus. Par contre, on constate que des coupes un peu plus élevées, par exemple une coupe à 1.0, permettent de regrouper les horizons en trois classe. La figure 4.5 illustre les étapes de classification de la matrice Sim et montre ces trois classes d'horizon ayant des ajustements successifs similaires des plans de re planifications calculées.

Pour caractériser les différents types d'informations contenues dans les trois classes produites par la classification, nous avons effectué une analyse descriptive de chacune des classes d'horizon. Le tableau 4.3, représente les taux de variations relatifs à chaque classe d'horizon, et de la totalité des variations constatées dans l'historique :

La classe 1 nous permet de localiser les horizons présentant un taux de variation le plus élevé, avec un taux de variations compris entre -0.6 et 0.6, et constitués des horizons suivants :

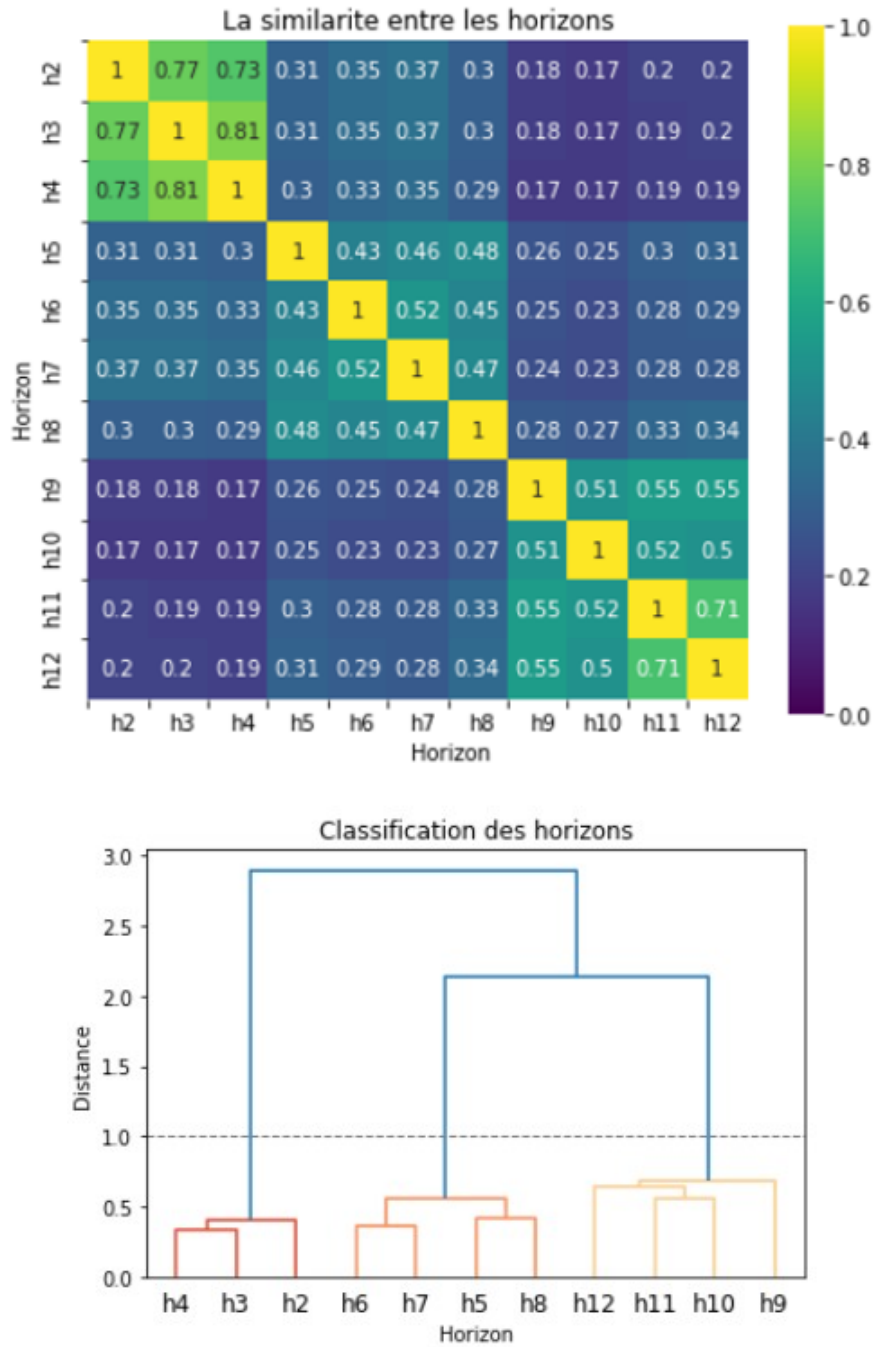


Figure 4.5 – Similitude euclidienne et dendrogramme obtenues sur la matrice Sim_{Sim}

$\{h_2, h_3, h_4\}$.

La classe 2 identifie les horizons présentant un taux de variation moyennement élevé, compris entre -0,3 et 0,3, composé des horizons suivants : $\{h_5, h_6, h_7, h_8\}$.

La classe 3 nous apporte une information complémentaire intéressante sur les horizons les moins perturbés, avec un taux de variation compris entre -0,2 et 0,2, composés des horizons suivants : $\{h_9, h_{11}, h_{10}, h_{12}\}$. Nous pouvons conclure que les hypothèses sont retrouvées par les mesures : la répartition des classes est bien trouvée, l'amplitude des variations concerne les

classes 1 et 3 et un peu moins la classe 2. A contrario, cette approche ne permet d'identifier qu'un seul intervalle par classe. Il faut remarquer que les intervalles fournis ne contiennent que la moitié des informations concernant les plans historiques exploités mais ont permis d'extraire les effets extrêmes. Il faut absolument faire attention à la portée des conclusions que l'on peut tirer. Cette situation est due, notamment, à l'absence d'informations statistiques ou possibilistes supplémentaires importantes pour chacune des classes, c'est à dire sur les valeurs qu'elles contiennent.

4.4.4 Estimation de la variation autour du plan

Nous nous interrogeons dans cette dernière étape de ce processus sur la définition de la marge dans laquelle un plan cumulé peut fluctuer. Prenons l'exemple du cycle 104 (Plan X), tout en se basant sur les informations calculées dans le tableau ci-dessus.

Nous rappelons que le taux de variation calculé sur la matrice R relative décrit le rapport entre les quantités cumulées planifiées à chaque période de l'horizon, avec leur réalisation. Nous calculons les estimations des variations des quantités cumulées au cycle 104, comme suit :

- Estimation par l'inter-quartile des classes (cah), $\forall h, Q1$ et $Q3 \in G_i$ (classe) :

$$\hat{Q}_h^{104} = \begin{cases} Q_h^{104} * (1 + Q3), & \text{pour la borne supérieure.} \\ Q_h^{104} * (1 + Q1), & \text{pour la borne inférieure.} \end{cases} \quad (4.2)$$

- Estimation par l'inter quartile de l'ensemble (Full), $\forall h, Q1$ et $Q3 \in \Omega$:

$$\hat{Q}_h^{104} = \begin{cases} Q_h^{104} * (1 + Q3), & \text{pour la borne supérieure.} \\ Q_h^{104} * (1 + Q1), & \text{pour la borne inférieure.} \end{cases} \quad (4.3)$$

où $\hat{Q}_h^{104} \in N$, $Q_h^{104} \in N$ et $(Q3, Q1) \in R$ désignent respectivement la quantité cumulée estimée, la quantité cumulée du nouveau plan et les inter-quartiles calculés par classe d'horizon (4.2) ou bien sur l'ensemble des horizons (4.3).

La figure 4.6 illustre les cinq courbes croissantes des quantités cumulées. La courbe bleue représente le plan cumulé (Q104) autour duquel on cherche à estimer ces variations. Les deux courbes en trait plein correspondent à l'écart maximum (minimum) du plan cumulé représenté par l'inter quartile Q3 (l'inter-quartile Q1) exprimé sur l'ensemble des horizons. Et les deux courbes pointillés correspondent à l'écart maximum (minimum) du plan cumulé représenté par l'inter quartile Q3 (l'inter-quartile Q1) pour chaque classe.

Nous observons que l'estimation de la variation de plan cumulé obtenus à partir des trois classes, caractérise mieux les perturbations impactées par les décisions sur les différents horizons de plan : l'estimation des incertitudes varie en fonction des horizons.

L'estimation de la variation de plan (Q104) à partir de l'ensemble des horizons produit une marge de variation constante qui reflète mal les données : elle est sous-estimée au début et sur-estimée à la fin.

Cet exemple a permis de vérifier le potentiel de l'approche d'exploration des données pour modéliser les incertitudes à horizon glissant en utilisant une méthode de classification hiérarchique. Nous souhaitons à présent l'appliquer sur un groupe de produits d'une chaîne logistique concrète, de la branche Dermo-Cosmétique du "Groupe Pierre Fabre".

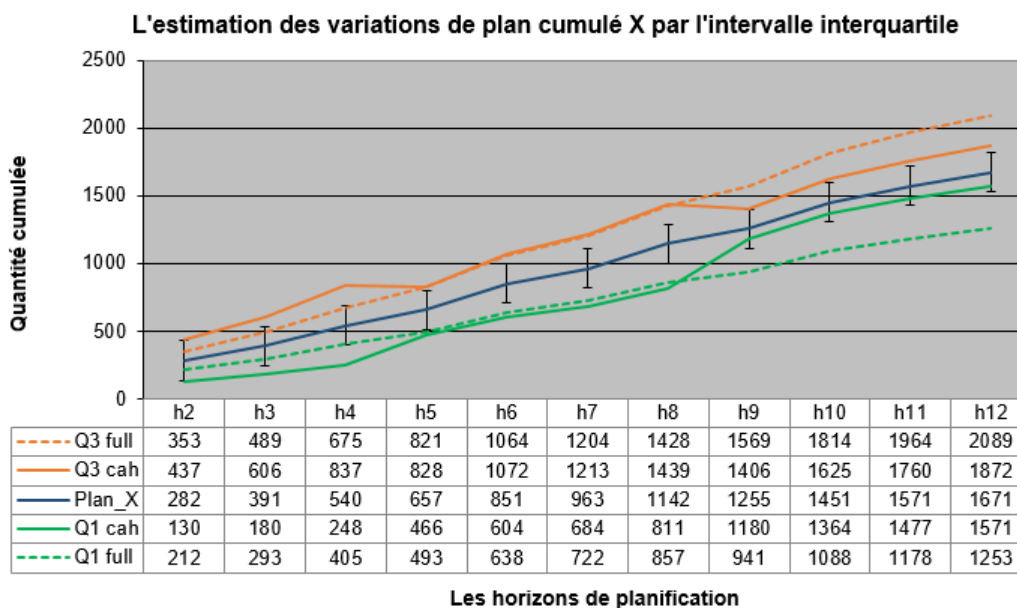


Figure 4.6 – Estimation des incertitudes autour du plan cumulé selon les écarts de l'ensemble (full) et les écarts des classes (cah)

4.5 Application au cas du groupe Pierre Fabre

Nous rappelons que la méthode que nous proposons concernant la caractérisation des incertitudes de planification d'un couple (filiale, produit) repose sur le volume des données historiques présentes lors de son application. Dans le cadre du projet CAASC, la chaîne logistique PFDC est utilisée comme cas d'application pour valider la pertinence de l'approche proposée. Dans un premier temps, nous présenterons la collecte des données stockées dans la plate-forme. Puis, nous appliquons essentiellement notre méthode à un couple (filiale, produit) disposant de grandes quantités de données. En dernier lieu, nous analyserons les résultats au regard du processus de planification tactique.

4.5.1 Présentation des données

La première année après le lancement du projet CAASC, la collecte des données est mise en place dans le but de récolter des données provenant des divers systèmes des entités de la chaîne logistique (les données de l'ERP en usine et les données du DRP en central et dans les filiales pour un groupe de produits utilisant le même process de fabrication). La plateforme stocke ensuite les différents plans partagés entre les planificateurs une fois par semaine. Toutes les informations sont disponibles format xlsx.

Celle-ci porte sur les trois types d'entités de la chaîne logistique, à savoir :

- Les filiales fournissent pour chaque couple (produit et filiale), les informations suivantes :
 - o Les prévisions de ventes
 - o Le stock initial et le stock projeté
 - o Le plan d'approvisionnement
- Le centre de distribution central fournit pour chaque couple (produit et filiale), les informations suivantes :
 - o Les besoins d'approvisionnement des filiales
 - o Le plan d'approvisionnement réalisé
 - o Le stock initial

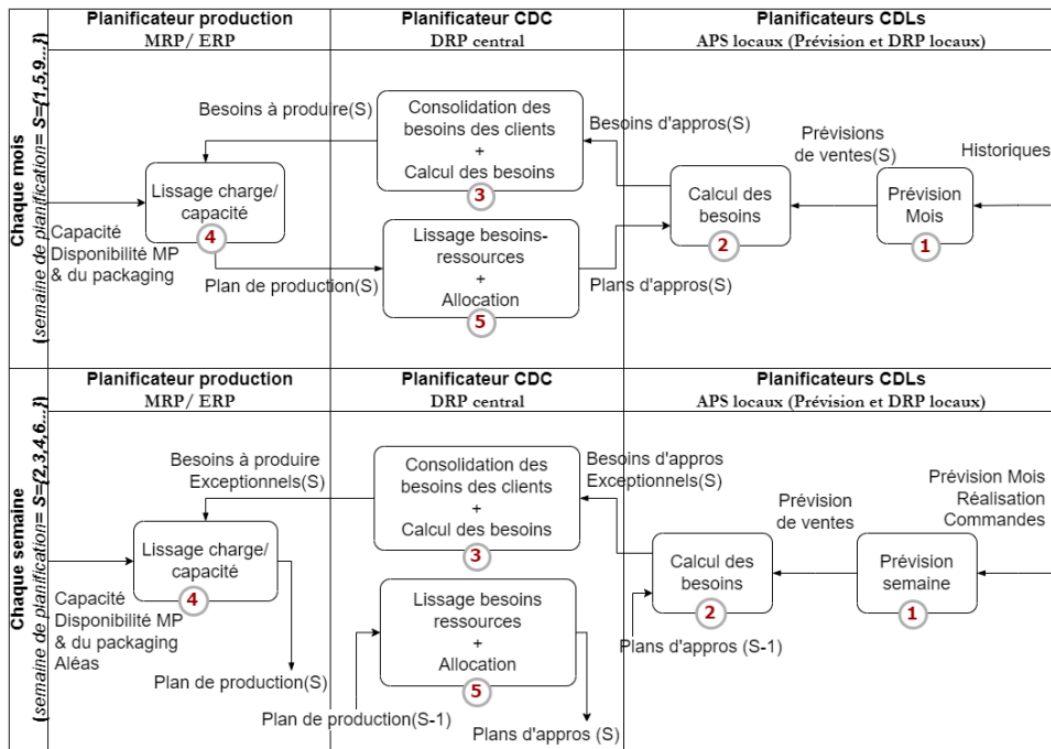


Figure 4.7 – Processus de planification à horizon glissant (Tiss, 2022)

- L'usine fournit pour chaque produit, les informations suivantes :
 - o Les encours de production et de contrôle qualité
 - o Les besoins prévisionnels de CDC
 - o Les ressources prévisionnelles

Ainsi, la caractérisation des incertitudes peut être différente suivant les entités considérées dans la chaîne logistique, les produits considérés ou le type de plan analysé. Pour cette étude, nous nous intéresserons plutôt au centre de distribution de manière à caractériser les variations des besoins d'un couple produit-filiale.

La figure 4.8 représente le pourcentage de données collectées lors de la phase de collecte. On constate que notre expérience se base au maximum sur deux pays (France 32% et Allemagne 12%) qui disposent de suffisamment de données nécessaires.

4.5.2 Structure des données

Au cours de la phase de collecte des données du projet, Tiss (2022) a établi un modèle de base de données structurant pour les données de planification à horizon glissant (b) de même que pour l'historique des modifications apportées par un planificateur et par son modèle d'incertitude (a). Au niveau du bloc (a) Tiss (2022) considère des modèles d'incertitude constitués sur la base de dires d'experts.

Au contraire, nous appliquons notre approche pour retrouver ces modèles d'incertitude. Nous nous plaçons à un cycle de planification donné *Date planification* et observons les plans recus précédemment. Nous observons une entité spécifique de la chaîne logistique *Site Source* et un type de plan *quantity Type*. Ce peut être par exemple un besoin d'approvisionnement ou un plan d'approvisionnement.



Figure 4.8 – Le volume de données collectées en (%) par filiale

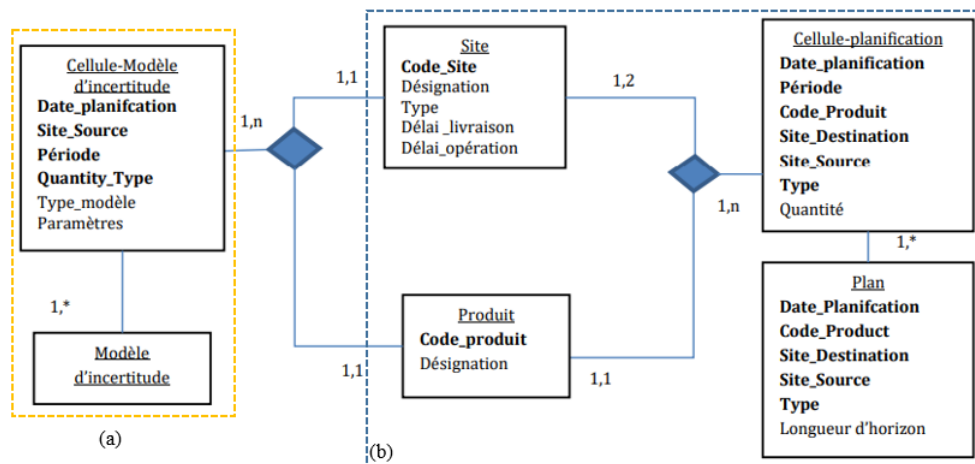


Figure 4.9 – Modèle de données de planification sous incertitudes (Tiss, 2022)

Cette structure de données est correctement intégrée dans un workbench SQL, grâce à l'équipe d'informaticiens de l'Ecole des Mines d'Albi et aux ingénieurs de Linagora. Ainsi nous avons eu la possibilité d'accéder à ces données à travers un fichier .sql.

4.5.3 Illustration d'une planification à horizon glissant

Dans cette phase de vérification des données, nous avons utilisé un outil de visualisation Power BI¹, pour élaborer une synthèse et un tableau de bord. Le but est de vérifier que nous disposons des bonnes informations en se connectant directement au fichier sql. La figure

1. BI est un outil d'agrégation, de stockage, d'analyse, de partage et de gestion des données basé sur le cloud sous le nom de "Power BI Services" et une version de bureau appelée "Power BI Desktop".

4.10 présente à titre illustratif une planification à horizon glissant au niveau de centre de distribution central (filiale : France, produit : XXXX (problème de diffusion des données)). Il s'agit des plans d'approvisionnement réalisés portant sur un historique de 2019 à 2022. La quantité planifiée pour la semaine 1925 (la semaine 25 de l'année 2019) dans le tableau correspond à 2588 et est exécutée dans le cycle de planification en ligne (1925).

On constate sur cette figure une absence des données de quelques cycles de planification, qui sont ceux de (1932,1933,1934) (la période de fermeture pour les vacances). Sur les autres couples, nous retrouvons aussi des absences de données sur quelques périodes sur les colonnes (périodes). Dans ces deux cas, la décision a été prise de maintenir la même quantité programmée que dans les cycles précédents, ce choix étant basé sur des discussions avec des professionnels, en particulier pour les annulations importantes. Cette tâche est très longue puisque la vérification des données manquantes est permanente, et son automatisation est très difficile. Il est important de souligner que les délais de livraison permettent de connaître les quantités réalisées et de travailler sur des données correctes en diagonale. En dernière étape, on transforme la matrice en une matrice cumulative de la manière suivante : par exemple, pour le cycle de planification (1926), le cumul des quantités sur la période (1926) = 1762+2588.

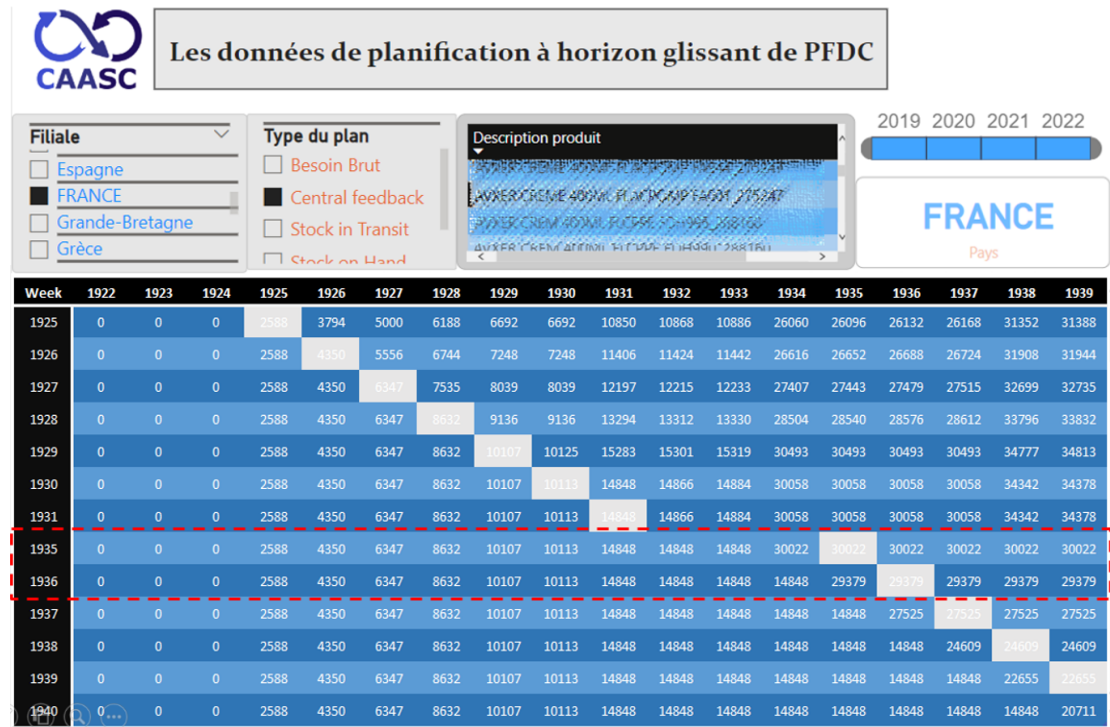


Figure 4.10 – Visualisation des données de PFDC sous power BI

D'après la figure 4.8, la collecte des données de ces huit filiales concernant la planification de certains produits se termine après un certain temps. Ainsi, nous avons retenu un couple (filiale et produit) présentant un volume de données significatif. Le tableau 4.4 indique les statistiques de ce couple, de même que le nombre de cycle de planification échangé par an sur un horizon de 48 semaines. En ce qui concerne les lignes sans modification, ce sont les données de planification sans avoir dû ajuster quelques valeurs absentes pour obtenir une diagonale complète pour la matrice à traiter. Mais cette situation ne convient pas à notre approche. On a donc dû y rajouter certaines lignes pour avoir la diagonale, sans pour autant considérer ces observations dans les calculs effectués par la matrice M. Compte tenu de l'horizon de captation des données (tous les cycles de planification de 2019 à 2022), les

données sont insuffisantes pour que la matrice de niveau (R) soit utilisée sur 52 périodes. Nous nous contentons de réaliser des tests avec la matrice $D^{relatif}$.

	Nombre de cycle de planification				
	2019	2020	2021	2022	All
Sans modification	25	44	27	21	117
Avec modification	28	50	48	22	148

Table 4.4 – Les informations réelles sur l’historique des plans d’un couple X

4.5.4 Analyse et discussion

Pour les 147 observations, on a construit la matrice des similitudes euclidiennes Sim . La Figure 4.11, en (a), présente le degré de similarité entre deux couples d’horizon. Le pas suivant consiste à identifier et séparer les classes d’horizon présentant une forte similarité à l’aide d’une classification hiérarchique ascendante. L’arbre ci-dessous (b) peut se couper à plusieurs hauteurs selon le choix du décideur (ligne uni) dans le nombre de classes souhaités. Dans la première répartition, on retrouve cependant trois classes (en trait plein) dans la matrice de similarité (a) et les différents horizons de chaque classe dans le regroupement des horizons (b).

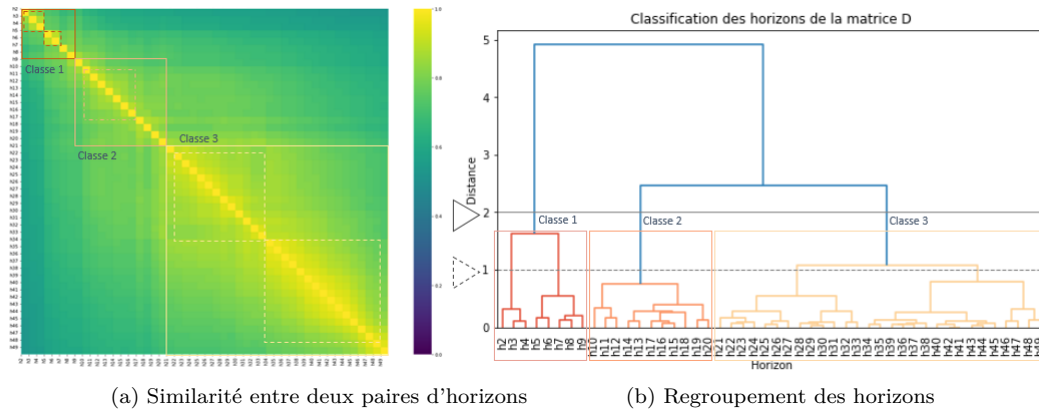


Figure 4.11 – Visualisation des classes d’horizon de All

Sur la base du choix de la répartition effectuée à la figure 4.11, le tableau 4.5 synthétise des résultats obtenus en regroupant les horizons de chaque classe et leur sens de variation. Il indique également des statistiques descriptives correspondant à chacune de ces classes.

	Horizons	Sens de variation			Statistiques				
		A(%)	S(%)	B(%)	Min	Q1	M	Q3	Max
All	$\{h_2, \dots, h_{49}\}$	42	20	38	-.50	-.02	.01	.04	.52
Classe 1	$\{h_{21}, \dots, h_{49}\}$	48	20	32	-.18	-.01	.01	.04	.19
Classe 2	$\{h_{10}, \dots, h_{20}\}$	30	20	50	-.28	-.04	.003	.02	.46
Classe 3	$\{h_2, \dots, h_9\}$	40	21	39	-.50	-.03	.01	.05	.52

Table 4.5 – Les trois classes, leur sens de variation et leurs valeurs statistiques

Lorsque les écarts sont considérés dans leur ensemble, on considère les données de la colonne *All*, dans le tableau 4.5. Les trois classes suivantes sont identifiées :

- **Classe 1** contient les horizons suivants $\{h_{21}, \dots, h_{49}\}$ qui correspondent aux dernières

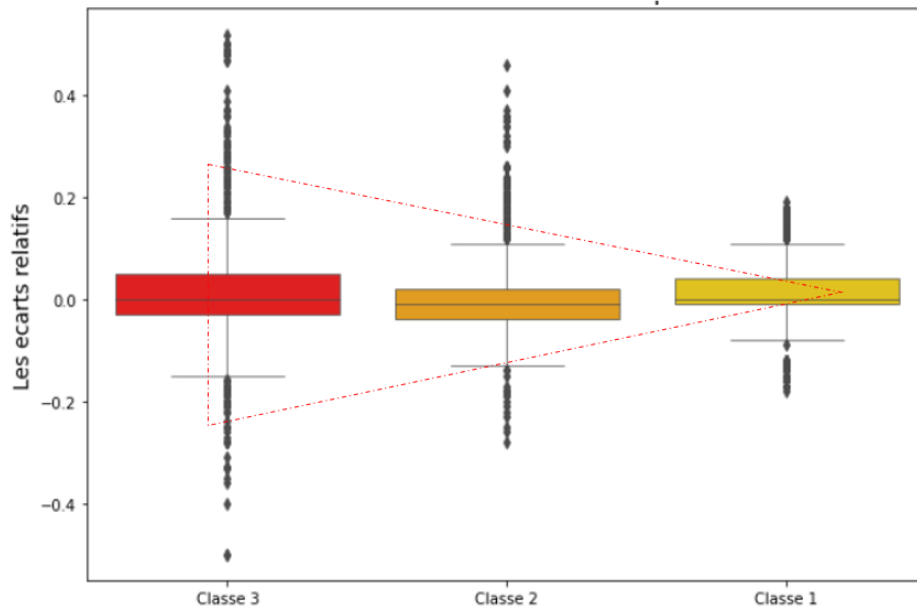


Figure 4.12 – Les écarts relatif pour le cas de toutes l'historique

semaines du plan. La variation des écarts relatifs est très faible, *très faible*, entre $[-.01, .04]$, en comparaison avec le précédent plan. Cette variation est 48% en augmentation et 32% en baisse. Sur cet horizon libre, les plans sont de fait peu modifiés.

- **Classe 2** contient les horizons suivants $\{h_{10}, \dots, h_{20}\}$ qui correspondent aux semaines $h \in \{9, \dots, 19\}$ du plan. La variation *moyenne* des écarts relatifs est entre $[-.04, .02]$ en comparaison avec le précédent plan. cette variation est 50% en baisse et de 30% en augmentation.

- **Classe 3** contient les horizons suivants $\{h_2, \dots, h_9\}$ qui correspondent aux premières semaines du plan. Ici les variations des écarts relatifs sont *fortes* et entre $[-.03, .05]$ en comparaison avec le précédent plan. cette variation est 40% en augmentation et 39% en baisse.

Du point de vue du planificateur au niveau du CDC, la décomposition et la classification des horizons de planification sert à identifier le profil de son partenaire, pour chaque couple (Filiale, produit). Dans notre cas, les variations apparaissent sur les premières périodes de l'horizon où le taux de variation est important *Classe 3*, et de moins en moins important sur les dernière périodes d'horizons *Classe 2 et Classe 1*. Cette situation est plutôt incohérente vis-à-vis de la notion d'horizon gelé, flexible et libre. Elle exprime la tendance de la filiale à adapter ses besoins à très court terme lorsque la visibilité de son marché s'améliore. On peut ainsi effectuer une estimation des variations des plans avec l'intervalle inter quartile présent dans le tableau 4.5, et enfin intégrer cet intervalle inter-quartile comme un modèle d'incertitude associé à ce couple (filiale, produit).

Observons également la figure 4.13 dans laquelle on exprime le cas où les cycles de planification sont pris par année et non pas en totalité des observations. Le triangle en rouge entoure les trois classes traitées précédemment dans la totalité des écarts. Cette figure montre que pour 2020, année de la crise COVID ayant entraîné un comportement très spécifique du marché (périodes de confinement différentes selon les pays), les écarts constatés sont relativement faibles en comparaison aux autres années. Au-delà de la répartition des traitements des classes, la détermination des cycles à examiner constitue aussi un élément important pour obtenir des estimations d'incertitudes satisfaisantes à partir des planifications historiques.

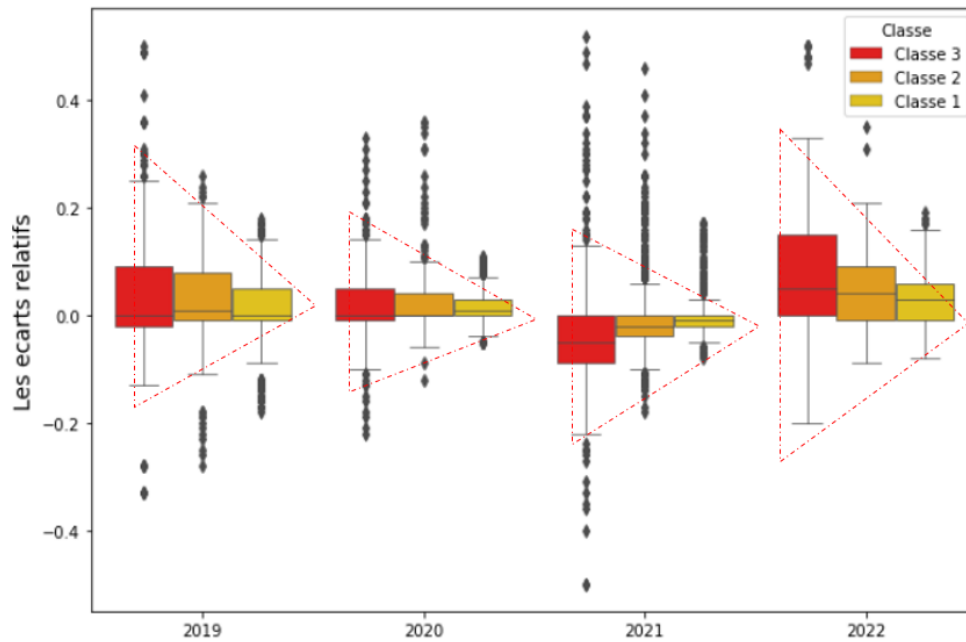


Figure 4.13 – Les écarts de trois classes par ordre chronologique

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté notre processus d'estimation des incertitudes liées aux horizons dans des plans tactiques à horizon glissant reçus d'un partenaire d'une chaîne logistique. Nous l'avons appliqué à une simulation ainsi qu'à un cas industriel.

Le processus de traitement proposé consiste principalement à transformer les données de plan en deux types de formes matricielles. Puis, en utilisant une méthode de classification automatique, on obtient des classes d'horizons présentant des variations similaires.

Pour enrichir l'information portée par les classes, on a créé un indicateur, en l'occurrence la matrice des sens de variation, qui permet de donner une visibilité sur les sens de variation des horizons. Enfin, à partir de ces classes, on estime sur les deux matrices D dans le cas industriel et R dans le cas des jeux de simulation, les modèles d'incertitudes liées à l'horizon glissant. Les plans incertains pourront ensuite être utilisés comme données d'entrée pour les problèmes d'optimisation de la planification robuste (Guillaume et al., 2017), ou encore les intégrer sous forme de connaissances à des experts (Tiss, 2022).

Dans le chapitre suivant, nous présentons l'implémentation de ce processus dans un outil d'aide à la décision permettant de représenter les comportements des décideurs à travers les matrices de similarités. Nous l'utilisons, dans un contexte dynamique et en horizon glissant, dans une chaîne logistique virtuelle simulée et dotée de modèles d'optimisation.

5

Outil de simulation et de caractérisation des comportements des acteurs

Introduction	83
5.1 Contexte de proposition et de la méthodologie	83
5.2 La structure de la chaîne simulée	84
5.3 Modèle d'optimisation sous incertitude de la filiale vers CDC	85
5.4 Description de la plateforme développée	87
5.4.1 L'interface de l'outil de planification	87
5.5 Expérimentations par la simulation	92
5.6 Analyses et interprétation des résultats	93
5.6.1 Cas d'une demande stable et instable	93
5.6.2 Génération des comportements d'acteur	95
Conclusion	96

Introduction

Le chapitre précédent a abouti à la conception et au développement d'un processus pour la modélisation des incertitudes à l'aide des méthodes de classification non supervisées, dans le but d'identifier les horizons de re planification présentant des niveaux de variation similaires. Pour appliquer le processus proposé à une chaîne logistique globale, il est nécessaire de disposer pour chaque acteur d'une grande quantité de données historiques. Dans ce chapitre, nous nous consacrons à la simulation d'une chaîne logistique virtuelle. Nous modélisons les comportements des décideurs indépendants par des préférences entre stabilité et agilité. Nous évaluons ensuite les modèles d'incertitude liés à ces comportements que nous pouvons comparer à la nervosité de la prévision de demande à l'entrée de la chaîne.

5.1 Contexte de proposition et de la méthodologie

Dans la planification à horizon glissant, à chaque cycle, un acteur peut ajuster ses décisions de planification, en fonction de ses propres préférences. Andersen et al. (2014) ont identifié

ainsi deux facteurs et sources de variabilité, à savoir les incertitudes de la demande et de l'approvisionnement considérées comme externes à une entité de la chaîne et des facteurs internes comme les défaillances de machines, l'indisponibilité de matériaux, le manque de personnel. Ces ajustements peuvent être interprétés par d'autres acteurs comme une incertitude sur leurs informations d'entrée. Les incertitudes de la demande sont remises en cause par celles distribuées par les différents acteurs. Cette situation accroît généralement la nervosité dans la chaîne et génère une perte de confiance des partenaires dans les plans programmés. De ce fait, un acteur est confronté en permanence à la nécessité d'assurer aussi la stabilité de ses décisions plutôt que de s'adapter aux changements locaux.

La littérature suggère plusieurs mécanismes pour s'adapter aux variations de la demande, et réduire la nervosité entre les plans : notamment en calculant le coût de l'instabilité ; en gelant l'horizon ; et en améliorant la coopération entre les acteurs (voir la section (3.2 pour plus de détails). En outre, ces études proposent des mesures associées de performance du système, notamment le niveau de service et l'optimisation des coûts. Les planificateurs utilisent ces métriques pour chercher à optimiser (ou "réduire la nervosité") afin de limiter les impacts décrits précédemment.

Notre proposition consiste à admettre cette instabilité au sein des systèmes de planification et à développer une approche permettant de la visualiser en deux dimensions. En ce sens, nous considérons la nervosité comme un moyen pour comprendre et caractériser le comportement d'un acteur. Enfin, les raisons qui motivent la proposition de cet outil de simulation sont portées par les questions ci-dessous :

- Comment modéliser et simuler les processus de décision en fonction de différentes attitudes des décideurs ?
- Comment caractériser la nervosité ou l'instabilité des autres partenaires de la chaîne logistique ?
- Comment extraire la connaissance de données simulées pour représenter des comportements de décideurs ?
- Quelle est réellement la cause de la nervosité ? Est-ce la variabilité de la demande ou les comportements des planificateurs ?

Pour répondre à ces questions, nous avons adopté la méthodologie suivante en trois étapes :

- La première étape est consacrée à la modélisation des acteurs en fonction du principe des préférences objectives. Ces modèles sont une entrée du processus de simulation
- La deuxième est la phase d'exploration, dans laquelle toute la structure nécessaire est proposée pour simuler la chaîne étudiée, extraire les plans reçus par chaque décideur et générer les matrices R et D, largement détaillées dans le chapitre précédent
- La dernière étape consiste à analyser les données . Elle fait appel aux procédures statistiques et aux matrices de similarité présentées dans le chapitre précédent

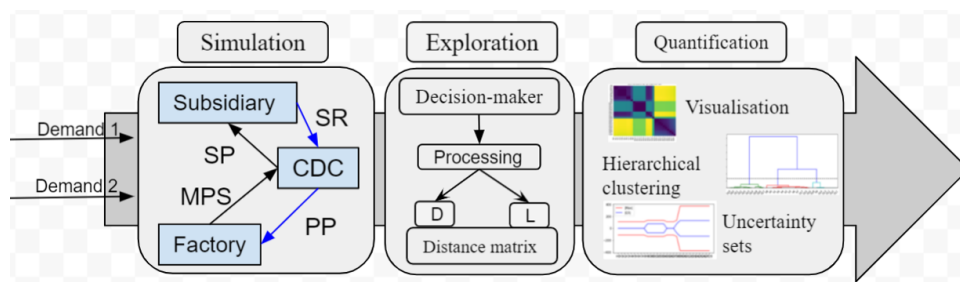


Figure 5.1 – Les plans et besoins échangés entre les acteurs de la chaîne étudiée

5.2 La structure de la chaîne simulée

On considère une chaîne logistique à 3 acteurs : une filiale, un CDC et une usine. La filiale est située dans un pays lointain. Ensuite, le CDC se charge de livrer la filiale pour satisfaire leur besoin. Enfin, l'usine se charge de fabriquer les produits. La figure 5.2, décrit les échanges de plan entre les acteurs dans le cadre d'un processus de planification glissant. En effet, cette chaîne fait intervenir trois types d'acteurs indépendants au cours du cycle de planification et quatre situations de décision des acteurs. On retrouve ainsi la demande de la filiale qui remonte jusqu'à la production à travers les modèles d'acteur *Filiale vers CDC* et *CDC vers Usine* qui construisent respectivement un besoin d'approvisionnement (SR) et un besoin de production (PP). Puis, en fonction des contraintes et des éventuels aléas, le besoin réellement réalisable passera par les deux autres modèles d'acteurs *Usine vers CDC* et *CDC vers Filiale* pour définir respectivement le programme directeur de production (PDP) et les plans d'approvisionnement (SP) de chaque filiale.

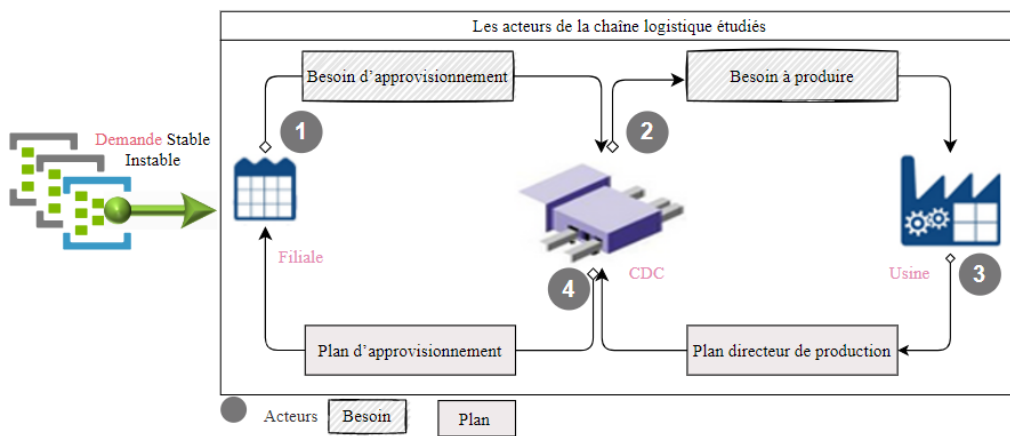


Figure 5.2 – Les besoins et réponses échangés entre les acteurs de la chaîne étudiée

Dans une telle complexité, l'analyse de la variation des plans dans le processus de planification est un support aux décideurs. L'idée consiste à aider celui-ci à

- (i) Analyser les données historiques des plans envoyés et reçus avec la quantification des incertitudes, et
- (ii) Avoir une meilleure compréhension de son comportement et de celui de ses partenaires.

5.3 Modèle d'optimisation sous incertitude de la filiale vers CDC

On peut identifier différentes formes d'interaction entre les acteurs. Nous les distinguons par la nature des objectifs que les acteurs se fixent sur certaines périodes de l'horizon de planification. Nous procédons de manière similaire pour modéliser les 4 types de décisions successives identifiées dans la figure 5.2 et reproduites dans un processus à horizon glissant. Pour des raisons de lisibilité, une seule chaîne linéaire (filiale, CDC, Usine) est abordée dans notre étude. Seulement un des quatre modèles est présenté dans ce chapitre en détail. Tous les autres suivent le même esprit et sont présentés en détail dans l'annexe 8.4.

En utilisant les variables et les paramètres décrits dans la table 5.1, on obtient le modèle suivant des besoins d'approvisionnement d'un acteur filiale auprès du centre de distribution :

Paramètres :	
H :	Le nombre de périodes de l'horizon de planification
HG :	Longueur de l'horizon gelé (exprimée en nombre de périodes)
HL :	Longueur de l'horizon libre, tel que : $HL = \{HG, HG + 1, \dots, HG + H - 1\}$
td :	Le nombre de périodes pour couvrir la demande
Données déterministes :	
$PV_{p,t}^c$	Demande du produit p à la période t au cycle planification c
$BA_{p,t}^{c-1}$	Besoin d'approvisionnement du produit p pour la période t au cycle $c - 1$
$SO_{p,t}^c$	Stock objectif du produit p pour la période t au cycle c
$\omega_{p,t}^{stock}$	Poids attribué à l'écart par rapport au stock cible du produit p pour la période t
$\omega_{p,t}^{Appro}$	Poids attribué à l'écart par rapport au plan précédent du produit p pour la période t
$\omega_{p,t}^{Rupture}$	Poids attribué à la rupture du produit p pour la période t
Variables de décision :	
$BA_{p,t}^c$	Besoin d'approvisionnement du produit p pour la période t au cycle c
$I_{p,t}^c$	Stock du produit p à la fin de la période t au cycle c
$B_{p,t}^c$	Rupture du produit p pour la période t au cycle c
$R_{p,t}^c$	Quantité supérieure de stock objective (Sur stock) pour le produit p à la période t
$S_{p,t}^c$	Quantité inférieure de stock objective (Sous stock) pour le produit p à la période t
$A_{p,t}^c$	Quantité ajoutée à la quantité programmée pour le produit p à la période t
$D_{p,t}^c$	Quantité réduite à la quantité programmée pour le produit p à la période t

Table 5.1 – Les notations du modèle du besoin d'approvisionnement de l'acteur filiale auprès de CDC

$$Min \sum_{t \in [HL-1], p \in [P]} \omega_{p,t}^{Appro} * (A_{p,t}^c + D_{p,t}^c) + \omega_{p,t}^{stock} * (R_{p,t}^c + S_{p,t}^c) + \omega_{p,t}^{Rupture} * B_{p,t}^c \quad (5.1)$$

$$\begin{aligned}
(c1.2) \quad & BA_{p,t}^c = PV_{p,t}^c + B_{p,t-1}^c + I_{p,t-1} - (I_{p,t} + B_{p,t}^c) & t \in 1, \dots, H \\
(c1.3) \quad & R_{p,t}^c - S_{p,t}^c = I_{p,t}^c - SO_{p,t}^c & t \in 1, \dots, H \\
(c1.4) \quad & A_{p,t}^c - D_{p,t}^c = BA_{p,t}^c - BA_{p,t}^{c-1} & t \in 1, \dots, H - 1 \\
(c1.5) \quad & SO_{p,t}^c = \sum_{j=t}^{t+td} D_{p,j} & t \in 1, \dots, H \\
(c1.6) \quad & BA_{p,t}^c = BA_{p,t}^{c-1} & t \in 1, \dots, HG \\
(c1.7) \quad & BA_{p,j}, PV_{p,t}, A_{p,t}, D_{p,t}, S_{p,t}, R_{p,t}, I_{p,t}, B_{p,t} \in \mathbb{N} \geq 0 & t \in 1, \dots, T
\end{aligned}$$

L'objectif du modèle (5.1) consiste à proposer un compromis entre trois formes de stratégies en utilisant les paramètres ω (dont la somme doit être égale à 1) qui permet de donner de l'importance à chacune de ces préférences :

-(S1) Accorder plus d'importance à la stabilité sur les cycles de la planification ($\omega_{p,t}^{Appro}$ est élevé) quitte à ne pas satisfaire complètement le besoin prévu.

-(S2) Accorder plus d'importance à l'ajustement des plans pour maintenir des stocks ciblés ($\omega_{p,t}^{stock}$ est élevé). Ainsi, on risque de générer de la nervosité.

-(S3) éviter les pénuries de stock ($\omega_{p,t}^{Rupture}$ est élevé)

Le plus souvent, la stratégie (S3) se rajoute à la stratégie (S2) ce qui permet d'étudier un compromis entre (S1) et ((S2),(S3)). On suppose alors que selon les périodes de l'horizon de la planification (du court terme au long terme), tout décideur est en mesure d'adapter son choix stratégique et de maîtriser sa stabilité décisionnelle. Cela se traduit notamment par un vecteur de pondérations [$\omega_{p,t}^{Appro}$, $\omega_{p,t}^{stock} + \omega_{p,t}^{Rupture}$] permettant de formuler un comportement.

Les contraintes du modèle sont :

la contrainte (c1.2) lie les ruptures de produits finis à leurs besoins d'approvisionnement et aux livraisons engagées auprès de la filiale (c1.3) exprime les écarts par rapport au stock cible. (c1.4) donne l'écart du plan par rapport au plan précédent. (c1.5) exprime le stock cible par un délai de couverture. (c1.6) modélise les quantités fixées sur l'horizon figé. (c1.7) donne les contraintes de non négativité des variables.

5.4 Description de la plateforme développée

Dans le cadre d'un processus de planification à horizon glissant, la finalité principale de cet outil est de visualiser les différents comportements des acteurs au niveau de l'usine, des filiales et du centre de distribution central (CDC) confrontés à différentes demandes (stables et instables).

5.4.1 L'interface de l'outil de planification

L'outil **SECE** : Simulation, Exploration, Caractérisation et d'Estimation, de la figure 5.3, est composé de cinq modules. Chacun remplit des fonctions différentes :

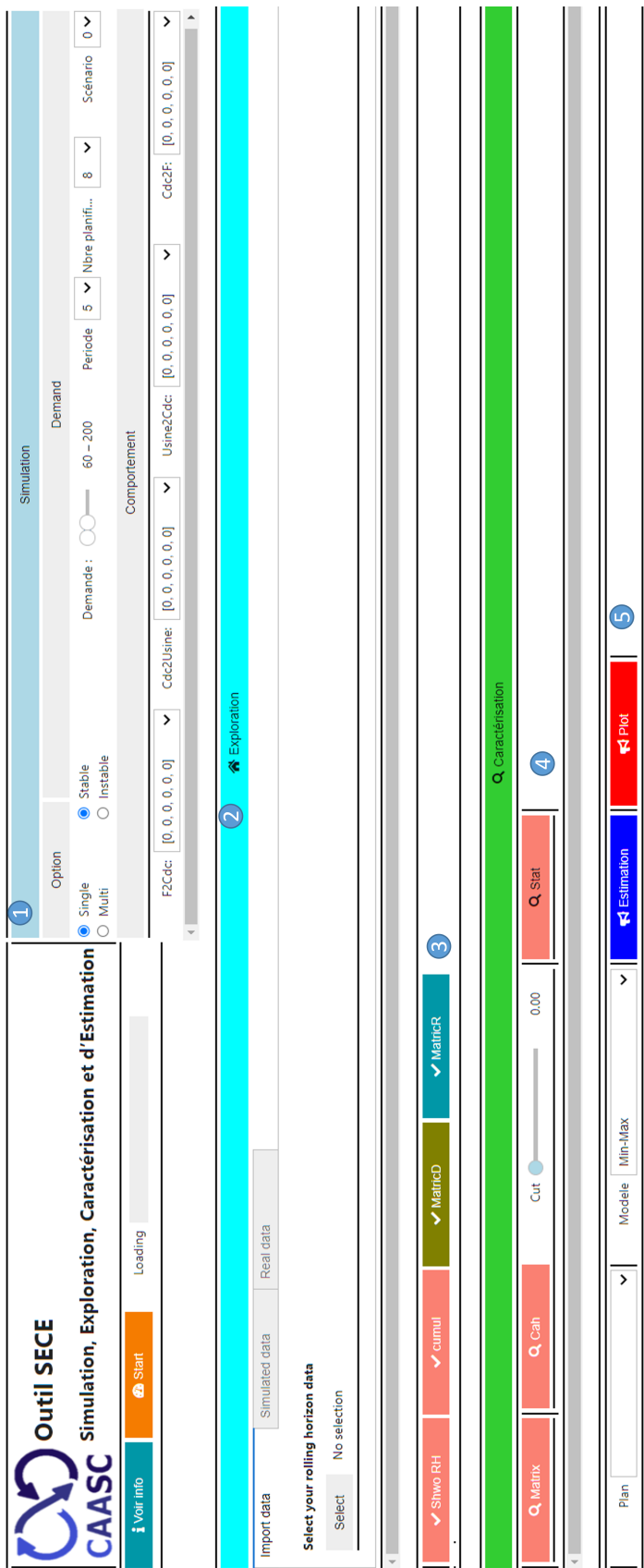


Figure 5.3 – Un aperçu de l'ensemble des fonctionnalités de notre outil

- (1) **Module simulation** : Il s'agit du paramétrage de la chaîne qui comprend deux grandes parties : les caractéristiques du problème et les comportements des acteurs.

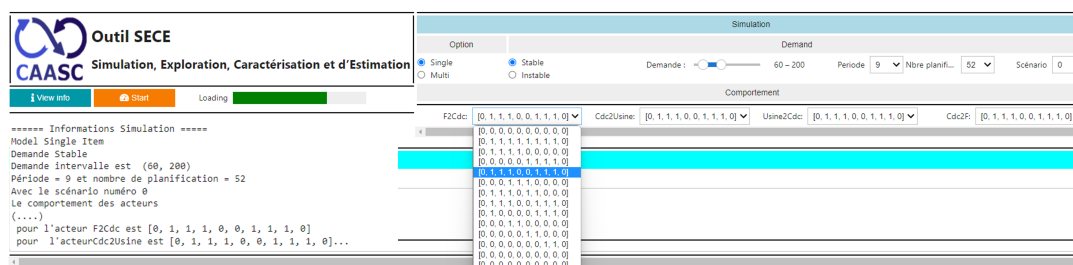


Figure 5.4 – Partie 1 : L'interface de l'outil de simulation

Pour la première partie concernant les caractéristiques du problème, il s'agit de choisir : (i) s'il s'agit d'un cas mono produit ou d'un cas multi-produit. (ii) si la demande reçue par la chaîne logistique est stable (demande aléatoire générée initialement mais pas révisée à chaque cycle de planification) ou instable (modifiée à chaque cycle de planification). Cette demande est générée suivant la loi uniforme par deux valeurs : le minimum et le maximum. (iii) des boutons déroulants permettent de choisir le nombre de périodes et le nombre de cycle de planifications souhaités.

La deuxième partie modélise les comportements. L'utilisateur choisit les paramètres de comportement du décideur par période (1 étant un poids important pour la stabilité et 0 pour l'instabilité).

En dernier point, les deux boutons *Viewinfo* permettent de résumer brièvement par écrit tous les paramètres entrés ou choisis. Le bouton *Simulation* lance la simulation en la faisant progresser en direct sur une barre de chargement tout en effectuant un nombre de scénario souhaités.

- (2) **Module d'Exploration et de caractérisation** : il reprend tous les traitements développés dans le chapitre précédent, en les mettant en forme pour une exploitation efficace et dynamique. Certains des paramètres nécessitent une entrée par l'utilisateur.

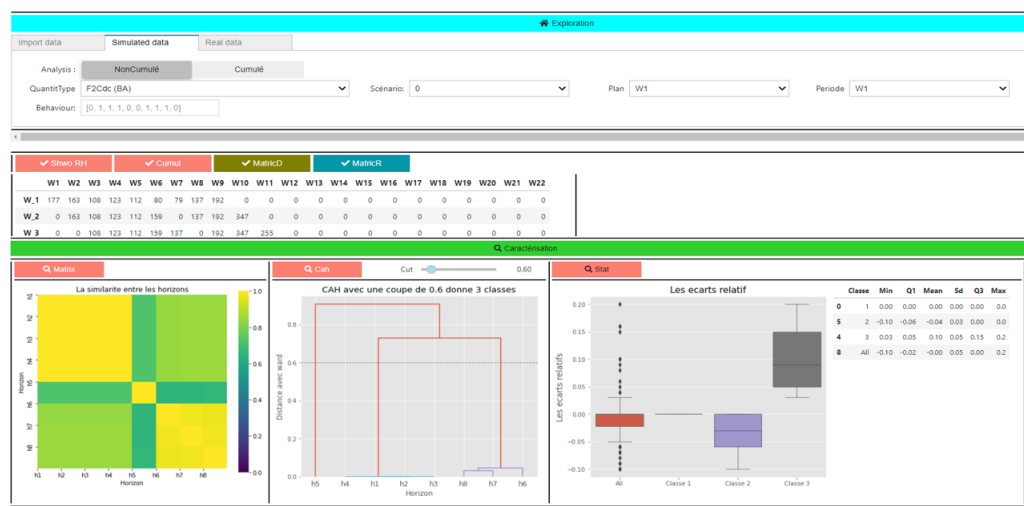


Figure 5.5 – Partie 2 : d'Exploration et de caractérisation de notre outil

De plus, il permet d'analyser le processus de planification à horizon glissant à partir d'un fichier *excel*, ou en se connectant directement à la base de données *sql*, ou encore, en reprenant

les données de la chaîne simulée pour un scénario. Cette étape permet d'afficher les différents plannings : la demande, la filiale to CDC, CDC to Usine, Usine to CDC et CDC to filiale. Puis, il y a 4 boutons : *Show RH*, *Cuml*, *Matrix D* et *MatrixR* qui permettent respectivement de montrer les données en horizon glissant, de faire leur cumulé, de calculer les matrices D et R. Ensuite, 3 boutons sont pour visualiser la matrice de distance entre les horizons, la classification hiérarchique obtenue (dendrogramme), et les statistiques descriptives sur les écarts entre les classes et les écarts de l'ensemble de la planification.

Dans la figure 5.6, on peut distinguer plusieurs classes (9 classes) d'horizon à partir de la matrice, ainsi qu'en utilisant la classification et une distance de coupure (0.5) qui permet d'obtenir ces différentes classes. Ensuite, dans le diagramme en boîte, on peut observer plus de détails sur les classes, en particulier l'estimation des incertitudes autour du plan 1952 (correspond au dernier plans de l'année 2019) par l'intervalle (min, max), une visualisation complète et dynamique pour l'aide à la décision.

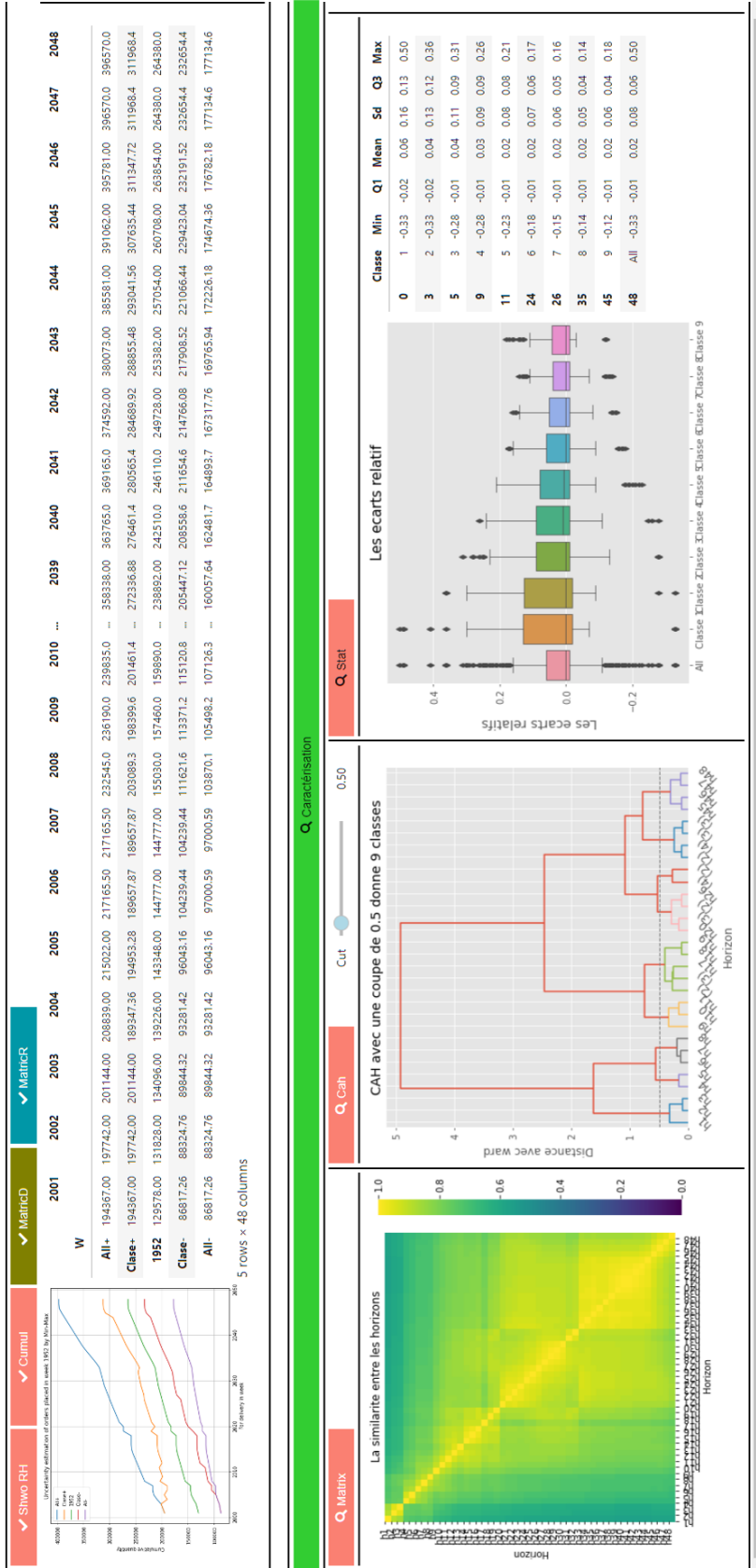


Figure 5.6 – Outil en application sous une exportation des données

- **(3) Module d'estimation** : Il s'agit de la dernière étape de cet outil, qui sert à déterminer les incertitudes autour d'un plan à un cycle de planification qui est souvent le dernier plan. L'estimation repose notamment sur le choix du nombre de classes effectué au préalable par

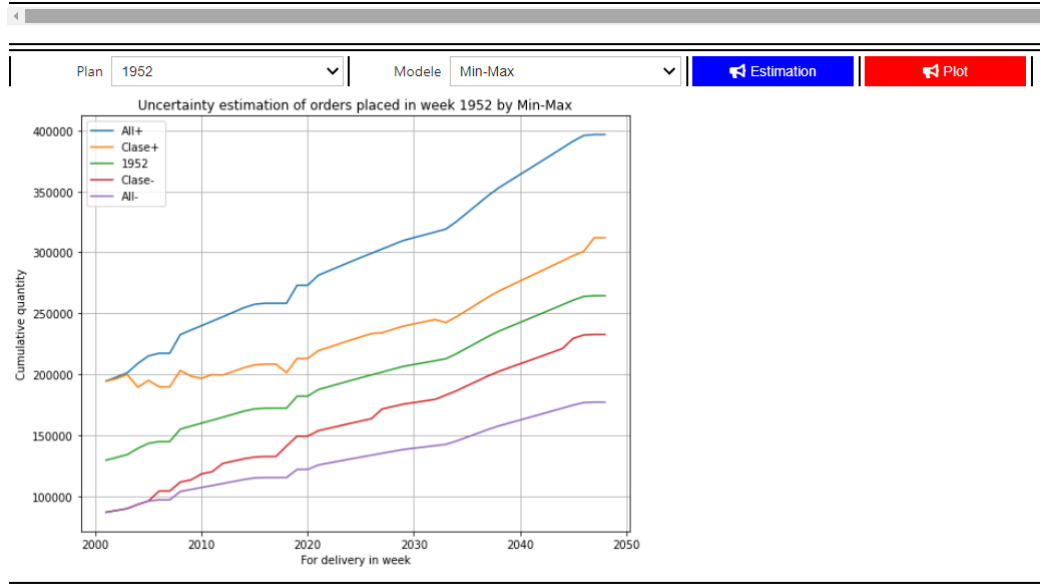


Figure 5.7 – Les incertitudes autour des programmes (1952) par les intervalles min max des classes et l'ensemble des déviations

l'utilisateur ainsi que du type de modèle d'incertitude (absolu ou relatif).

L'outil est codé entièrement en Python 2.6 sur Jupyter Notebook. Nous avons utilisé docplex.mp¹, pour la résolution de nos modèles d'optimisation des acteurs. Nous avons ainsi utilisé Voilà² pour convertir Jupyter Notebook en une application web interactive. L'Api Voilà offre la possibilité d'ajouter des widgets pour des éléments interactifs (comme nos boutons) dans l'interface. Elle permet également de transformer instantanément un Notebook en une application autonome. Par ailleurs, il est possible de partager l'application web afin que le code Python du Notebook reste accessible.

5.5 Expérimentations par la simulation

Nous considérons le lancement d'un nombre de cycles de planification de 260 plans, ce qui équivaut approximativement à 8 années de planification sur un horizon de 30 semaines. Dans cette simulation, deux catégories de paramètres sont considérées : la première consiste à attribuer différentes valeurs au vecteur $\omega_{p,t}^{Appro}$ en fonction de la stratégie choisie de façon à classer les comportements des décideurs selon le vecteurs.

Dans la deuxième catégorie, nous considérons deux types de demande :

- Cas 1 : Demande stable : elle est générée de manière aléatoire à l'aide d'une distribution uniforme dans l'intervalle suivant $U(50, 100)$, avec deux saisonnalités : l'une pendant la période des vacances d'été (semaine 23 à semaine 36) et une autre pendant la nouvelle année (semaines 51 et 52). De plus, tout au long des 260 cycles de planification, cette demande ne change pas.

1. <https://ibmdecisionoptimization.github.io/docplex-doc/mp/docplex.mp.model.html>
 2. <https://voila.readthedocs.io/en/stable/using.html>

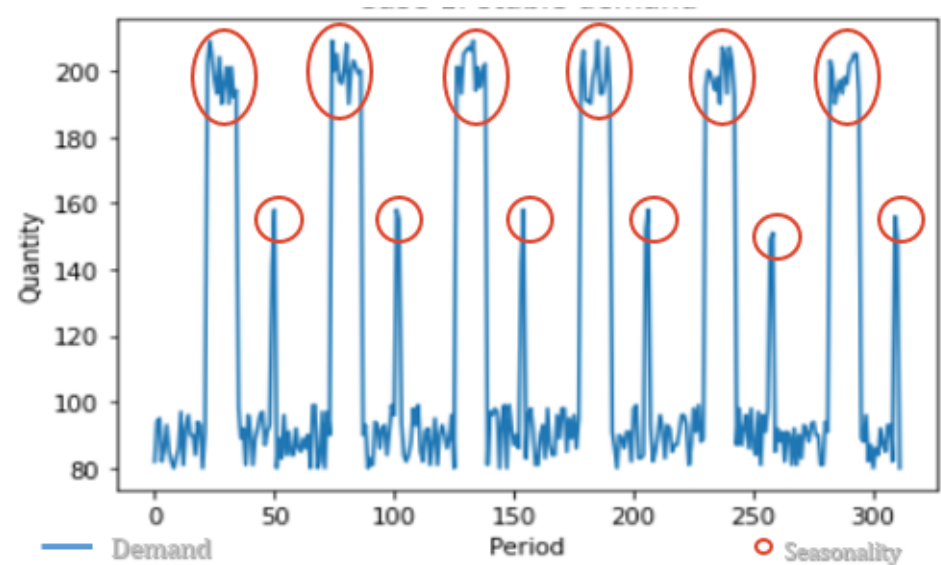


Figure 5.8 – Le cas de la demande stable avec saisonnalité

- Cas 2 : Demande instable par rapport au plan précédent : le plan initial est identique à celui de la demande stable. Dans les cycles de planification suivants, elle change suivant les nervosités suivantes : - La demande aux périodes [1-2] est gelée - La demande aux périodes [3-15] varie de manière aléatoire et uniforme dans l'intervalle (-10, 10). - La demande aux périodes [15-29] varie de manière aléatoire et uniforme dans l'intervalle (-100, 100). - La demande à la période [30] est l'entrée aléatoire et uniforme dans l'intervalle (50, 100).

Nous considérons en effet le fait que tous les décideurs ont la même stratégie tout au long du processus de planification à horizon glissant. Cette stratégie est représentée par une assignation de poids ω_t pour chaque période $t = 1, \dots, H - 1$ sous la forme d'un vecteur $\omega = (\omega_1, \dots, \omega_t)$ avec $\omega_t \in \{0, 1\}$; {1 maintenir une stabilité par rapport au plan précédent, 0 atteindre l'objectif de stock cible ainsi qu'éviter la rupture}. Pour notre expérience, les deux vecteurs de poids sont les suivants :

$$\omega_t^{Appro} = [0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0]$$

$$\omega_t^{stock} = \omega_t^{Rupture} = \omega_t^{OptLocaux} [0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 1]$$

on notera que les horizons sur lesquels s'expriment les stratégies ne sont pas ceux sur lesquels s'expriment les différentes nervosités.

5.6 Analyses et interprétation des résultats

5.6.1 Cas d'une demande stable et instable

Lorsque la demande est stable, cette étude permet de visualiser l'influence de la combinaison des stratégies des acteurs alors, que les nervosités proviennent seulement du comportement de décision des acteurs. La figure 5.9, illustre les similarités entre une paire d'horizons pour chaque décision. Nous remarquons immédiatement les cinq différentes longueurs d'horizon de la planification : l'horizon de la réception, celui de la flexibilité, l'horizon libre ainsi que l'horizon des nouvelles demandes. Intéressons-nous maintenant aux similarités des matrices d'écart (voir la figure 5.9). En ce qui concerne la filiale (SR), le centre de distribution (PP et SP) et l'usine (MPS), selon leurs matrices de distance, nous distinguons trois classes d'horizon. Dans deux classes, on trouve des plans stables (rectangles verts). Dans l'une,

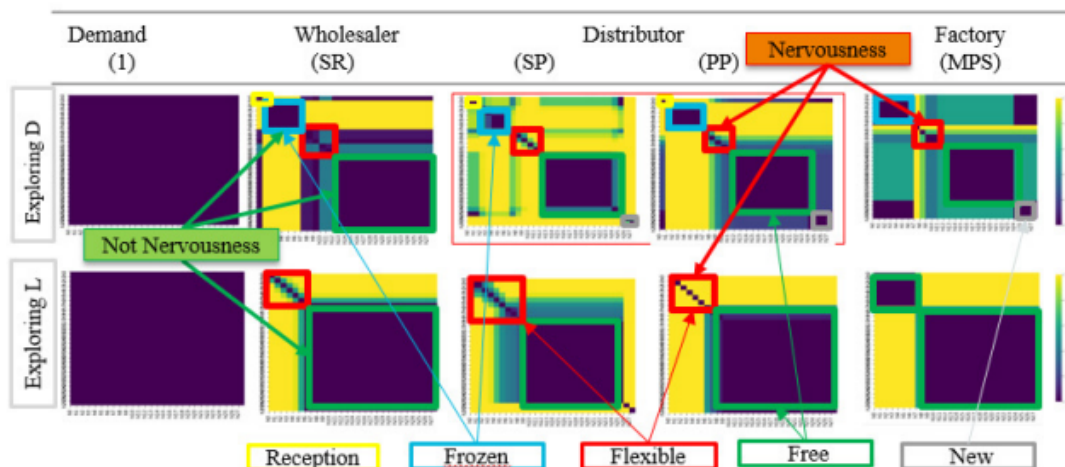


Figure 5.9 – Une visualisation multidimensionnelle des instabilités chez chaque acteur lorsque la demande est stable

on observe les périodes gelées à court terme dans lesquelles les décideurs ne modifient pas leurs décisions ; La deuxième zone stable correspond à l’horizon à long terme dans lequel le décideur tend à lisser la déviation le long des périodes. La zone du milieu (rectangle rouge) correspond à la période dans laquelle le décideur cherche à satisfaire son exigence locale, donc à respecter l’objectif de stock. Ainsi, les stratégies adoptées pour les décideurs se visualisent dans les mesures de similarité. En outre, la propagation de l’instabilité sur les décisions de la chaîne logistique (des exigences d’approvisionnement aux autres plans) peut être constatée en examinant les écarts entre les classes. Plus les couleurs sont vives, plus les changements sont indépendants et plus la variabilité apparaît.

Lorsque la demande est instable, nous commençons à visualiser les similarités de la matrice des écarts de la demande. Elle semble très instable sur les dernières périodes et stable sur l’horizon figé. Maintenant, étudions les effets de cette instabilité sur les stratégies des autres acteurs dans le processus de planification à horizon glissant. La figure 5.10 montre les effets de ces stratégies. En appliquant les mêmes stratégies que celles adoptées dans le cas d’une demande stable, nous observons une forte nervosité chez le distributeur (SP) provoquée par les décisions des acteurs, qui ont pu influencer et modifier la stabilité de la chaîne vers la fin de la période. De plus, nous retrouvons une stabilité en fin d’horizon qui n’est pas liée à la demande mais à la recherche de stabilité par les acteurs.

La comparaison entre les deux visualisations étudiées met à nouveau en évidence l’impact

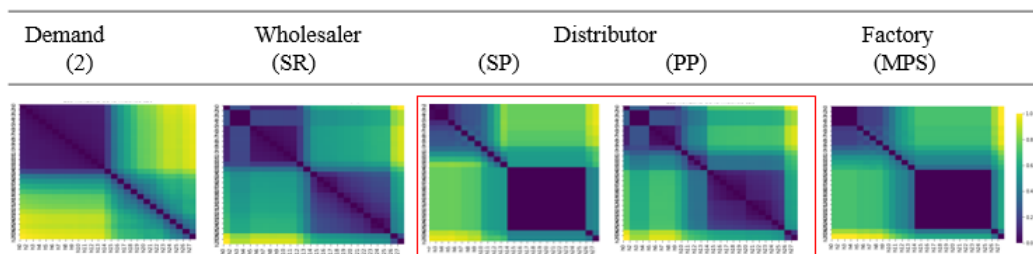


Figure 5.10 – Une visualisation multidimensionnelle des instabilités chez chaque acteur lorsque la demande est instable

du choix de comportement des décideurs, dans la mesure où la nervosité du plan n’est

pas fortement influencée par la source, à savoir la demande, ni par la qualité des plans reçus en amont. Cependant, la figure 5.10 montre que si la chaîne a le temps d'adapter sa replanification à l'impact de la stratégie, la stabilité se rétablit progressivement au fil des cycles.

5.6.2 Génération des comportements d'acteur

Une fois notre outil appliqué aux demandes stables et instables et avec une stratégie de comportement commune à tous les acteurs, nous cherchons à comparer des types d'acteurs. A partir de ce vecteur de ω sur un horizon de planification de 13 périodes, en considérant que la demande est stable au moment de la simulation. On a ainsi relevé 6 types de comportements (voir le tableau 5.11).

Comportement de planificateur	Les poids attribués aux stratégies
Complètement stable (C1)	[0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0]
Complètement Instable (C2)	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
Stable au début, et Instable à la fin (C3)	[0, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0, 0]
Instable au début, et Stable à la fin (C4)	[0, 0, 0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 1, 0]
Stable en début et en fin, Instable en milieu (C5)	[0, 1, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 1, 0]
Instable en début et en fin, Stable en milieu (C6)	[0, 0, 0, 0, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 0, 0]

Figure 5.11 – La liste des comportements d'un décideur

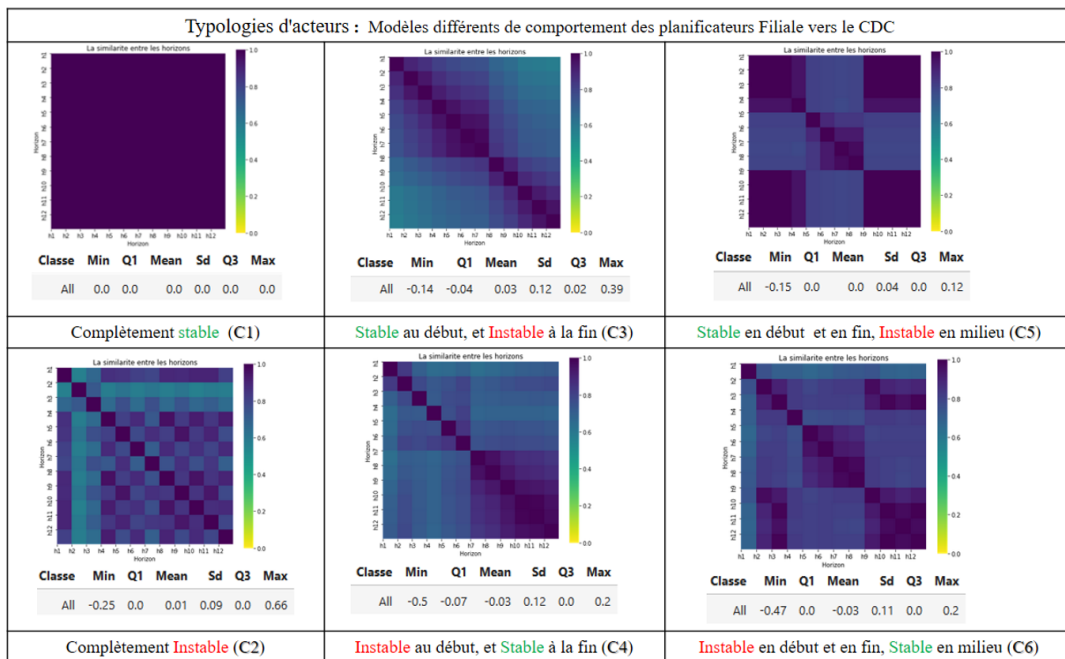


Figure 5.12 – Une visualisation des types d'acteurs : les comportements distincts du planificateur Filiale de la CDC

Nous constatons de plus que les deux lignes de la figure 5.12, sont des visualisations de comportements opposés. Les matrices typologiques aident à comprendre les résultats de l'analyse des données de planification : Dans la colonne 1, la planification de la filiale en

question peut être un comportement totalement stable ou totalement instable. Dans la colonne 2 et la ligne 1, la planification a tendance à rester stable dans les premières périodes du plan et à se déstabiliser dans les dernières périodes. A l'inverse, dans la matrice de la ligne 2, la planification est totalement stable en fin de période (qui correspond le plus souvent à la réalité constatée du terrain) et déstabilisée dans les premières périodes. En dernier lieu, à la colonne 3, en ligne 2, on observe fréquemment des planificateurs qui réagissent plus fortement dans les premières et les dernières périodes, mais qui restent stables dans les périodes intermédiaires du plan. Cette simulation montre donc que les comportements des acteurs peuvent influencer au moins autant la nervosité de la chaîne que la nervosité de la demande. Par ailleurs, les comportements sont observables en analysant les matrices de similarité. Par contre, nous ne sommes pas encore en mesure de faire l'inverse : identifier des comportements à partir des matrices de similarité des déviations.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté des modèles d'acteurs opérant sur la base de différentes stratégies entre agilité et stabilité. Notamment nous identifions des acteurs qui s'intéressent tout particulièrement à l'alignement agile des plans et se soucient moins du problème de nervosité généré dans la chaîne. A l'opposé, des acteurs peuvent avoir une stratégie orientée sur la réduction de la nervosité.

Les modèles des acteurs sont utilisés dans la simulation de la chaîne logistique dans le but spécifique de permettre aux décideurs de comprendre comment expliquer la nervosité par rapport à l'instabilité de la demande et/ou par rapport au comportement des acteurs.

Par la suite, une présentation de l'outil développé en combinant les travaux du chapitre précédent et de celui-ci est effectuée pour disposer d'un processus complètement automatisé, à la fois pour l'analyse des données importées et pour la connexion à une base de données réelles ou encore aux données issues de la simulation.

A travers cet outil, plusieurs séries de simulations sont menées afin de visualiser les différents comportements et en utilisant l'instabilité comme une des caractéristiques de l'acteur. Dans ce sens, une visualisation de la propagation des perturbations dues au comportement des acteurs de la chaîne logistique se traduit concrètement à travers des matrices de similarités des horizons propres aux différents acteurs.

6

Aide à la replanification par la compilation de connaissance

6.1	Introduction	97
6.2	Approches interactives de résolution de problèmes contraints en ligne.	98
6.3	Compilation de problème de lot-sizing CLSP	99
6.3.1	Modèle lot sizing en langage source	99
6.3.2	Les requêtes et transformation du CLSP	100
6.3.3	Langage CostMdd pour CLSP	101
6.3.4	Compilation de CLSP en CostMdd	101
6.3.5	Algorithme de réponse aux requêtes	103
6.3.6	Expérimentation et résultats	106
6.3.7	Analyse des résultats	107
6.4	Compilation de problème de lot-sizing MCLSP	110
6.4.1	Regroupement et intersections entre deux formes compilées Mdds	110
6.4.2	Modèle d'optimisation basé sur la forme compilée MDD	112
6.4.3	Méthodologie de simulation avec des modèles MIP et MDD	112
6.4.4	Analyse et Interprétation des résultats d'expérimentations	116
6.5	Conclusion	123

6.1 Introduction

Nous l'avons vu dans la section (3.3), la compilation des connaissances (notée **KC** par la suite) (Cadoli et al., 1997; Darwiche et al., 2002; Marquis, 1995) est une technique permettant de traduire un problème formalisé sous un langage donné à un autre langage hors-ligne, favorisant des interactions des utilisateurs visant à obtenir des informations dans un délai raisonnable en ligne. Les interactions s'effectuent grâce à des requêtes posées directement à la forme compilée obtenu par la KC. Nous traitons dans ce chapitre les deux types du problème du dimensionnement des lots (lot sizing en anglais) d'un seul produit **CLSP** et de Multi produit **MCLSP**. En partant donc du principe que les modèles sont les plus utilisés pour formaliser la planification au niveau d'un centre de distribution (qui aura comme fournisseur une usine de production) et au niveau de ses clients. Les requêtes des décideurs se présentent souvent comme des préférences et des choix partiels et concernent non seulement les conséquences en termes de coûts, mais aussi les niveaux de stocks possibles.

La première section présente la formalisation de notre problème (CLSP) en posant les trois questions fondamentales suivantes :

-Trouver des plans de production ayant des coûts inférieurs à un seuil K

-Trouver des plans possibles en fonction d'une paire de variables (production et stock)
 -Trouver des plans de production qui satisfont simultanément les requêtes précédentes.
 Ensuite, nous montrons à travers un ensemble de tests en comparaison à la programmation par contraintes classique avec le solveur *CP Optimiser* que notre approche est relativement efficace en termes de temps de calcul.

Dans la section suivante, une méthode de planification est proposée. Elle est basée sur le langage de compilation que nous introduisons aussi.

6.2 Approches interactives de résolution de problèmes contraints en ligne.

L'un des principaux défis à relever pour résoudre les problèmes de planification actuels est celui de l'interactivité (Alexander N, 2005) : les décideurs peuvent souhaiter travailler de manière interactive avec leur planification en temps réel. Dans le cadre d'un CLSP, cela équivaut à vérifier la faisabilité d'un plan de production ayant un coût donné (avec une tolérance en termes de coût), ainsi qu'à obtenir un plan de production avec une conditionnalité sur les variables de décision. Cette difficulté de prendre en compte un ensemble de requêtes et des préférences du décideur peut être résolue par des langages de compilation des connaissances (Andersson et al., 2014; Cadoli et al., 1997; Reif et al., 2007; Selman et al., 1996), ou en couplant les diagrammes de décision et la programmation dynamique (Bergman et al., 2016c). C'est ce qui différencie notre approche de résolution de celles qui ont été examinées dans la littérature CLSP (la section 3.1). L'idée est de reformuler la connaissance des solutions d'un problème de Lot Sizing, hors ligne, dans une représentation compacte et efficace tout en gardant des garanties sur la performance de la résolution en ligne par la suite.

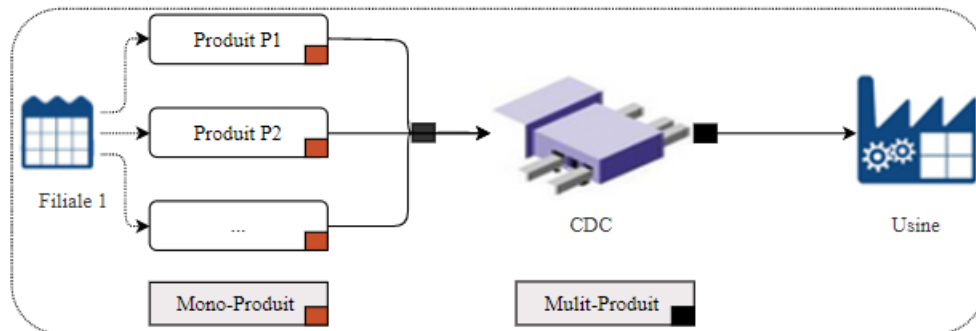


Figure 6.1 – Schéma général des périmètres d'application

Les caractéristiques originales du problème de planification d'une filiale vers le CDC, traité dans ce chapitre, sont les suivantes :

- En matière de modélisation, nous étendons les modèles existants pour inclure des paramètres supplémentaires tels que les préférences des décideurs concernant les quantités de stock et de production, ainsi que les coûts. Nous supposons également que les modèles utilisés dans les échanges entre un planificateur CDC qui a une usine de production comme fournisseur et des filiales comme clients sont des modèles de dimensionnement à plusieurs produits. Cette approche permet d'établir un lien entre ces modèles et le planificateur CDC.
- En matière d'approche, nous proposons un algorithme de construction de mdds compacts et efficaces pour résoudre le problème CLSP
- En matière de coûts de la chaîne, nous apportons une nouvelle vision basée sur le partage d'un ensemble de plans entre la filiale et le CDC dans l'objectif d'améliorer les coûts de l'ensemble de la chaîne grâce à une flexibilité au niveau de l'entité en aval.

La contribution du chapitre répond aux deux objectifs suivants : la première se situe au niveau de la filiale dans le but de traduire sous un langage CostMdd toutes les préférences accordées aux produits que la filiale propose au centre de distribution central (CDC). La seconde se situe au niveau du Centre de Distribution (CDC) pour proposer une modélisation permettant de prendre en compte l'ensemble des formes compilés dans le Mdd de chacun des produits de la filiale, ce qui rend le problème plus exploitable au niveau de la gestion du CDC.

6.3 Compilation de problème de lot-sizing CLSP

6.3.1 Modèle lot sizing en langage source

Considérons le cas classique de problème de dimensionnement de taille de lot d'un seul produit avec capacité. Il s'agit de trouver un plan de production qui assure un compromis entre les coûts de lancement s , de production p et de stock h tout en respectant des contraintes de capacité en production D_t^x en stock D_t^i et en veillant à ce que la demande d pour ce produit soit satisfaite. Les notations utilisées dans la représentation des données et des variables de décision sont :

Paramètres :	
T :	Nombre de périodes t
d_t :	Demande à la période t
\underline{X}_t	Quantité minimale et maximale \overline{X}_t de production à la période t
I_0 :	Stock initial
\underline{I}_t	Quantité minimale et maximale \overline{I}_t de stock à la fin de la période t
f_t :	Fonction de coût de X_t , Y_t , et I_t à la période t
D_t^x	Valeurs de production possibles $D_t^x = \llbracket \underline{X}_t, \overline{X}_t \rrbracket$
D_t^i	Valeurs de stock possibles $D_t^i = \llbracket \underline{I}_t, \overline{I}_t \rrbracket$
Variables de décision :	
X_t :	Quantité de production à la période t
I_t :	Stocks à la fin de la période t
Y_t :	Indicateur de lancement à la période t

$$\text{Min} \sum_{t=1}^T p_t X_t + s_t Y_t + h_t I_t = \sum_{t=1}^T f_t(X_t, Y_t, I_t) \quad (6.1)$$

$$(c1.2) \quad I_{t-1} + X_t = d_t + I_t \quad t \in \llbracket 1, T \rrbracket$$

$$(c1.3) \quad X_t \leq \overline{X}_t * Y_t \quad t \in \llbracket 1, T \rrbracket$$

$$(c1.4) \quad X_t \in D_t^x \quad t \in \llbracket 1, T \rrbracket$$

$$(c1.5) \quad I_t \in D_t^i \quad t \in \llbracket 1, T \rrbracket$$

$$(c1.6) \quad X_t, I_t \in \mathbb{N} \geq 0, Y_t \in \{0, 1\} \quad t \in \llbracket 1, T \rrbracket$$

L'objectif classique du CLSP est de minimiser la somme des coûts de production, de stockage et de préparation, exprimée par la formule (1). Les contraintes (c1.2) expriment l'équilibre des stocks. Les contraintes (c1.3) sont des contraintes de capacité. Les contraintes (c1.4) et (c1.5) relient la production et le stock. Les contraintes (c1.6) représentent les conditions de non-négativité sur les quantités produites, en stock et les variables de contrôle. La résolution du problème CLSP aboutit généralement à une seule solution optimale, si celle-ci existe.

Lorsque le problème est résolu, les décideurs peuvent toutefois chercher à comprendre l'espace de solutions et être en mesure de l'interroger, sans avoir besoin de ré-optimiser, en y ajoutant éventuellement d'autres préférences. Le problème auquel nous tentons de répondre consiste

à déterminer s'il est plus efficace, en termes de temps, de compiler le problème (1.1) pour répondre aux interrogations, plutôt que de le résoudre à chaque fois qu'un décideur exprime une préférence supplémentaire. Autrement dit, chercher toutes les solutions dont le coût est inférieur ou égal au coût K , c'est-à-dire $\sum_{t=1}^T f_t(X_t, Y_t, I_t) \leq K$.

Nous utilisons comme langage source le CLSP, qui peut être exprimé sous la forme d'un problème de satisfaction de contraintes (CSP) (6.1). Celui-ci est défini comme un ensemble de contraintes impliquant des variables associées à un domaine fini (c1.4 et c1.5). L'objectif consiste en fait à trouver un ensemble de valeurs à assigner aux variables de manière à ce que toutes les contraintes soient satisfaites (c2.3 et c1.2).

6.3.2 Les requêtes et transformation du CLSP

Nous introduisons deux types de requêtes fondamentales basées sur deux types de restrictions de préférence qu'un décideur peut avoir : sur les variables ou sur les coûts.

Conditionnement sur les variables de décisions

Ce conditionnement est une technique introduite pour la première fois par Amilhastre et al. (2002). Il consiste à effectuer une affectation partielle des variables de décision. Dans le cadre du CLSP, le conditionnement correspond à la résolution du problème (6.1) avec l'ajout de variables de décision, qui permettent de spécifier des contraintes sur la quantité de production ou sur la quantité de stock. En l'occurrence, une requête de conditionnement est un vecteur \mathcal{Q} de couples de conditionnements, qui spécifie les variables de décision à attribuer et les valeurs correspondantes. Ce vecteur est défini de la manière suivante :

$$\mathcal{Q} = (\mathcal{Q}_t) \quad (6.2)$$

Avec $\mathcal{Q}_t = \{Q_t^i\}_{i=1}^n$, Avec $(u_t|v_t)|\{t \in \llbracket 1, T \rrbracket, u_t \in D_t^x \cup \{*\}, v_t \in D_t^i \cup \{*\}\}$.

Ainsi, par exemple, $Q_t^i = (q_{X,t}^i|*)$ signifie que la quantité de production de la période t est limitée à $q_{X,t}^i$, tandis que la quantité en stock ne l'est pas. $Q_t^i = (*|q_{I,t}^i)$ signifie au contraire que la quantité en stock est contrainte mais pas la quantité en production. Et $Q_t^i = (q_{X,t}^i|q_{I,t}^i)$ signifie que les quantités de production et de stock sont toutes les deux contraintes à t . Et enfin $\mathcal{Q}_t = \{(q_{X,t}^1|*), (q_{X,t}^2|*)\}$ signifie que la quantité de production de la période t est contrainte d'être $q_{X,t}^1$ ou $q_{X,t}^2$.

Conditionnement sur les coûts

Un deuxième type de requête définit une tolérance quant au coût : celle-ci correspond à l'écart admissible le plus important vis-à-vis du coût optimal (eq.6.3), également désigné sous le nom de coût régulier (Zanarini, 2006). Ainsi, dans le cas où H^* représente le coût optimal du problème (eq.6.1) et Δ la tolérance maximale exprimée par le décideur, la requête est formulée de la manière suivante :

$$\sum_{t=1}^T f_t(X_t, Y_t, I_t) \leq H^* + \Delta \quad (6.3)$$

Cette tolérance peut être exprimée soit comme un coût supplémentaire, soit comme un pourcentage de surcoût. Ainsi, un $\Delta = 20\%$ représente une marge de tolérance de plus 20% par rapport au coût optimal, autrement dit, $\Delta = H^* + (20 * H^*)/100$.

6.3.3 Langage CostMdd pour CLSP

Le langage cible doit permettre une représentation aisée des solutions mais aussi une prise en compte efficace des requêtes à appliquer. Pour notre problème, le langage choisi appartient à la famille des diagrammes de décision multivalués **MDD** (Amilhastre et al., 2002).

Notre langage cible est représenté par un graphe acyclique orienté $CostMdd = (V, E, f)$ tel que la fonction f associe à chaque arc $e \in E$, un couple $(X_t|I_t)$ et un coût réel $f(X_t, I_t)$. Dans cette représentation, l'ensemble des nœuds de $CostMdd$ est divisé en $T + 1$ périodes : à chaque période un ensemble de nœuds sont regroupés dans une couche $\{layer_1, \dots, layer_{T+1}\}$. Ainsi, les arcs sont entre 2 nœuds de 2 couches successives. Le modèle contient initialement un nœud racine r et un nœud terminal, le vrai nœud terminal tt . Un nœud de V_t est associé à une valeur de stock I_t à t . Le nombre de nœuds de V_t est limité par le domaine de I_t . Il peut y avoir autant d'arcs d'entrée qu'il y a de valeurs dans le domaine de X_t . Chaque arc $e \in E$ de $u \in layer_{t-1}$ à $v \in layer_t$ est étiqueté par un couple $((q_{X,t}|q_{I,t}), f(q_{X,t}, q_{I,t}))$. Cela signifie que du nœud d'état u à $(t-1)$ au nœud d'état v à t (qui est associé à la valeur de stock $q_{I,t}$), la production X_t est $q_{X,t}$, le stock I_t est $q_{I,t}$ et f est le coût qui en résulte pour la période t .

Ainsi chaque chemin entre le nœud racine n_1 et le nœud 1 est valide. Il correspond à une solution du problème CLSP (6.1). Le coût d'une solution valide est la somme des coûts des arcs du chemin.

Ajoutons deux attributs $(F^\downarrow(n_t), B^\uparrow(n_t))$ à chaque nœud $n_t \in layer_t$, définis comme suit :

Dans le sens descendant (top-down) :

$$F(n)^\downarrow = \begin{cases} \text{Min}[F(u)^\downarrow + f(u \rightarrow n) | u \in layer_{t-1}] & \text{si } n \neq r \\ 0 & \text{si } n = r \end{cases} \quad (6.4)$$

Dans le sens ascendante (bottom up) :

$$B(n)^\uparrow = \begin{cases} \text{Min}[B(u)^\uparrow + f(n \rightarrow u) | u \in layer_{t+1}] & \text{si } n \neq tt \\ 0 & \text{si } n = tt \end{cases} \quad (6.5)$$

$F^\downarrow(n)$: représente le chemin le plus court (le coût minimum) du nœud (r) au nœud (n).

$B^\uparrow(n)$: représente le plus court chemin (le coût minimum) du nœud (n) au nœud (tt)

Nous obtenons ainsi le graphe *Cost Multi valued decision diagram* (Amilhastre et al., 2002; Gentzel et al., 2020; Hadzic, 2004; Reif et al., 2007), noté CostMdd qui prend en compte les caractéristiques spécifiques des variables telles que les coûts de production, les capacités de stockage et les quantités de production. De plus, les deux requêtes mentionnées peuvent être traitées dans le CostMdd.

6.3.4 Compilation de CLSP en CostMdd

Pour la construction du langage CostMdd adapté au problème défini dans 6.1, nous utilisons une méthode descendante de compilation du problème. Elle est exprimée sous forme d'un réseau de contraintes vers un diagramme de décision multivalué de type CostMdd. La méthode utilisée provient également de celle appliquée par (Bergman et al., 2016a; Ciré, 2014) au problème du sac à dos.

La procédure de construction descendante est présentée dans l'algorithme 1, et se déroule de la manière suivante. On commence par le nœud racine $r|I_0$ dans la $layer_0$, qui correspond à la racine r et l'état de stock I_0 . On procède de manière récursive, et on crée un nœud pour chaque état de stock réalisable pouvant être atteint à partir de r en fonction de la satisfaction

de la demande à partir des limites de production (x). Ainsi, on construit les noeuds dans cette couche *NodeAtPeriode*. La *layer = NodeAtPeriode* regroupe tous les noeuds correspondant à tous les états de stock réalisables distincts vers lesquels il est possible de passer à partir des états représentés dans cette *layer*. Lorsque les conditions de stock et de production sont vérifiées, on ajoute ensuite un arc entre les noeuds $u \in Layer$ et $v \in NodeAtPeriode$. De plus, pour chaque ajout d'arc, on met à jour les coûts sur l'attribut défini de F avec la fonction objective associée $f(x_t, i_t)$. A la dernière période les arcs rajoutés vont vers le noeud tt grâce à la procédure *AddArc2G*.

Par principe, il existe au moins un chemin allant de r vers (tt). On initialise l'attribut du noeud (tt) à $B(tt) = 0$. Les attributs $B(n)$ vérifient une propriété de programmation dynamique : $B(n) = \text{Min}(B(u) + f(n, u) | u \in \text{Output}(n))$. Aussi ces attributs peuvent être calculés en remontant les couches du graphe *CostM* de (tt) vers r .

Cette compilation n'est exécutée qu'une seule fois pendant la phase hors ligne. L'intérêt étant de compacter davantage la représentation des solutions. Il est nécessaire de vérifier la persistance de noeuds isolés, autrement dit des noeuds ne possédant pas d'arc sortant ou pas d'arc entrant, se doivent ainsi d'être supprimés. L'avantage de cet algorithme est son aspect incrémental. La recherche de la solution optimale consiste à trouver le chemin le plus court du noeud r à tt dans G . Selon (Ahuja et al., 1993; Eppen et al., 1987; Lotfi et al., 1994), cela peut être fait en temps pseudo-polynomial $O(T * (\min\{D_t^x, D_t^i\})^2)$.

Algorithm 1: Compilation du lot sizing CLSP en *CostMdd* (G)

Data: $\bar{X}, \underline{X}, \bar{I}, \underline{I}, T, d, I_0, p, s, h, f$

Result: $G = (V, E), E = (n_t, n_{t+1}, a, f(a)), a = (x_t, i_t)$

$G = \text{MultiDiGraph}()$; // Initialisation

----- <Top Down> -----

```

Layer = r | I0
for t = 0 to T do
  NodeAtPeriod =: ∅
  for u ∈ Layer & x ∈ {Xt, X̄t} do do
    i = x + int(u.split(")|")[1]) - dt
    if i ∈ {It, Īt} then
      v = "t" + str(t + 1) + "|" + str(it) ;           // Clés du noeud suivant
      F(nt) = Min(F(v), F(u) + f(a)) ;           // L3: Mettre a jour les coûts
      AddArc2G(u, v, a, f(a), F(v)) ;           // Création de noeud et d'arc au G
      if v ∉ NodeAtPeriod then
        | NodeAtPeriod.append(v) ;           // Ajouter ce noeud v dans la liste
      end
    end
  end
  Layer = NodeAtPeriod ;           // Explorer les noeuds de t + 1
end

```

----- <Bottom Up> -----

```

for t ∈ T, ..., 1 do
  for n ∈ Vt do
    for u ∈ Output(n) do
      | B(n) = Min(B(n), B(u) + f(n, u)) ; // L4: Mettre a jour les coûts B
    end
  end
end
end

```

Exemple 1 : Nous allons illustrer sur un exemple notre algorithme 1. Commençons par introduire une petite instance de CLSP avec 4 périodes ($T = 4$). Les demandes sont $d = [4,$

2, 4, 8], la capacité de production est limitée à 8 pour toutes les périodes et les stocks sont limités à 1 pour toutes les périodes. Les coûts de production, de stock et de préparation sont respectivement : $p_t = [1, 2, 1, 3]$; $h_t = [1, 2, 3, 4]$; $s_t = [4, 3, 2, 1]$ pour $t = 1, 2, 3, 4$. La figure 6.2 montre les diagrammes de décision multivalués CostM du CLSP compilés. Chaque nœud représente un état de stock possible à une période donnée, par exemple, en partant de r à la première période avec un stock initial de zéro, nous pouvons produire 4 et ne rien mettre en stock avec un coût de 8 ou produire une quantité de 5 et en mettre une en stock avec un coût de 10. La même opération est effectuée jusqu'à la période T . Les arcs sortants vont vers des nœuds ayant la même quantité en stock. Cependant, il y a une limite au nombre de nœuds dans chaque couche *layer*, qui est limitée par le domaine de quantité en stock $\{D_i^j\}$. Finalement, il y a 12 chemins (12 solutions admissibles) de r à tt . Le chemin le plus court a un coût de 46.

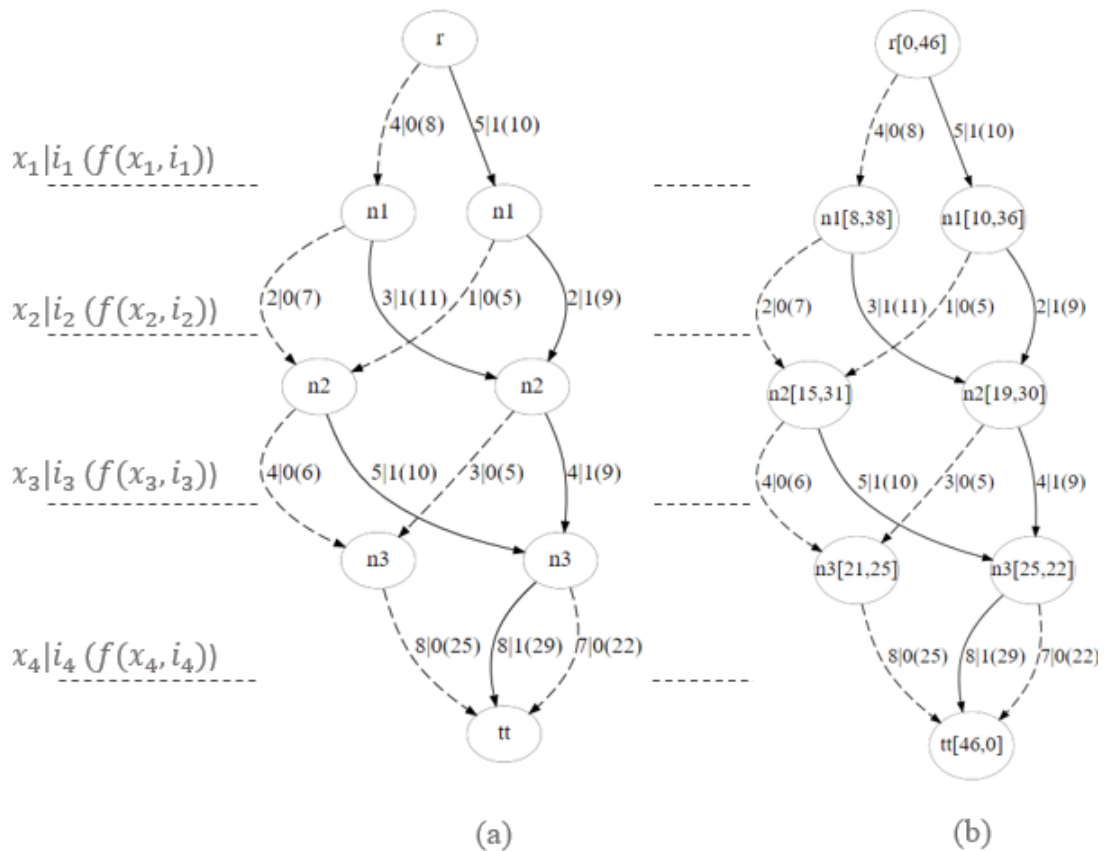


Figure 6.2 – Diagrammes de décision multivalués (CostM) après les phases top-down (a) et bottom-up (b).

6.3.5 Algorithme de réponse aux requêtes

Les solutions possibles sous condition des variables de décision

Considérons maintenant que le CLSP est compilé en CostM (figure 6.2) à l'aide de l'algorithme 1 : toutes les solutions réalisables apparaissent sur ce CostM. Les décideurs indiquent leurs listes de choix Q_t en fonction des périodes t .

La suppression des arcs non compatibles avec l'affectation Q_t est effectuée par l'algorithme 2 sur chaque arc du diagramme et à chaque période ((1) dans la boucle *for*).

Cette suppression mène également à la suppression des autres arcs liés, qui est réalisée par la vérification de deux conditions dans la boucle *while* (2) : lorsque le nombre d'arcs sortants du nœud (n_t) est égal à zéro, tous les arcs d'entrée n_t doivent être supprimés. Si le nombre des arcs d'entrée du nœud (n_{t+1}) est égal à zéro, tous les arcs sortants du nœud (n_{t+1}) doivent être supprimés.

Algorithm 2: Requête de conditionnement des variables de décision

Data: $G = (V, E), Q$; // CostMdd : G , Liste des requetes : Q
Result: $G = (V, E); E = (n_t, n_{t+1}, a, f(a))$
 $LREdge =: \emptyset$; // La liste des arcs à retirer
----- < (1) Recherche des arcs non admissible > -----
for $t \in \llbracket 1, T \rrbracket$ **And** $e \in E_t$ **do**
 if $a \neq Q_t$ **then**
 | $LREdge.append(e)$
 end
end
----- < (2) Suppression des arcs et ses dépendants > -----
--
while $LREdge \neq \emptyset$ **do**
 $e(n_t, n_{t+1}, a) := LREdge.pop(0)$ $remove(e)$;
 if $Output(n_t) = 0$ **then**
 | $LREdge.appendAll(n_{t-1} \rightarrow n_t)$
 end
 if $Input(n_{t+1}) = 0$ **then**
 | $LREdge.appendAll(n_{t+1} \rightarrow n_{t+2})$
 end
end

Les solutions possibles sous condition de coût

Tout d'abord, si des arcs ont été supprimés dans l'étape précédente, les attributs ($F \wedge B$) doivent être recalculés. Dans Ahuja et al. (1993), deux attributs de coût pour tout nœud n d'un graphique $CostM$ ont été introduits : $F(n)^\downarrow, B(n)^\uparrow$. Ils peuvent être calculés grâce à une seule opération avant et arrière dans $CostM$ avec une complexité de $O(|V| + |E|)$ temps et espace de taille $CostM$. Il est possible de trouver le coût minimum H^* dans la $F^\downarrow[tt]$ ou dans la $B^\uparrow[r]$. Maintenant, les décideurs ont la possibilité d'introduire des tolérances par rapport aux objectifs Δ (deuxième type de requête).

Pour réduire le graphe $CostM$ en fonction du coût souhaité, l'algorithme s'appuie sur la condition suivante :

- Si, pour un arc $e(u, v)$ du nœud u vers le nœud v , $F(u) + f(u, v) + B(v) \leq H^* + \Delta$; L'arc e doit être créée dans le nouveau costMdd ($CostM\hat{Q}$).

Ces deux types de requêtes portées par les algorithmes (2 et 3) se distinguent : la première agissant de manière directe sur le costMdd, laisse encore la possibilité aux décideurs de formuler d'autres requêtes. La seconde, au contraire, considérée comme étant la toute dernière étape de leur besoin, crée un nouveau langage correspondant aux coûts tolérés et aux conditions souhaitées, s'il en existe.

Exemple 2 : Considérons sur l'exemple les trois requêtes (q1, q2 et q3) du décideur suivantes :

- q1 : elle concerne une recherche par extraction depuis le CostMdd, des plans possédant le coût optimal, ce qui signifie que $\Delta = 0$.
- q2 : une liste de conditionnement contient $Q = \{Q_2 = (*|0)\}$: le décideur cherche ainsi à obtenir des plans (solutions) ayant une quantité en stock de 0 (pas de stock) à la fin de la

Algorithm 3: Conditioning on cost function

Data: $(G(V, E), H^*, \Delta)$ **Result:** $CostMQ =: MultiDAG(V, E, f)$

```
for  $t \in 1, \dots, T$  do
  for  $n_t \in V_t$  do
    for  $e \in n_t \rightarrow n_{t+1}$  do
      if  $F(n_t) + f_{a,t} + B(n_{t+1}) \leq H^* + \Delta$  then
         $AddE2CostMQ(n_t, n_{t+1}, a, f(a))$ ; // Ajouter l'arc (e) au  $\overrightarrow{CostMQ}$ 
      end
    end
  end
end
return  $CostMQ : \overrightarrow{CostMQ}$ 
```

période 2.

- q3 : En plus de (q2) le décideur peut tolérer avec un écart de coût $\Delta = 2$ qui s'exprime par $\sum_{t=1}^T f_t(X_t, Y_t, I_t) \leq H^* + \Delta$ où $H^* = 46$.

Dans la figure 6.3, sont représentées les trois requêtes appliquées au CostMdd illustré par la figure 6.2 : (a) pour la situation du décideur qui cherche seulement des plans avec un coût optimal (sans aucune tolérance en termes de coût : $\Delta = 0$), on peut constater qu'il y a deux solutions avec le même coût optimal. (b) correspond à la situation où la requête (q2) est appliquée et qui consiste à supprimer tous les arcs non compatibles avec la requête ($Q = \{Q_2 = (*|0)\}$), autrement dit, à supprimer toutes les arcs ayant un état de stock non nul. En (c) les solutions correspondent à la combinaison de deux requêtes. Il existe quatre possibilités pour satisfaire les requêtes du décideur. Les deux solutions dont le coût est de 46 sont : Sol1 = (4|0, 2|0, 4|0, 8|0) et Sol2 = (5|1, 1|0, 4|0, 8|0). Les deux autres solutions dont le coût est de 47 sont Sol3 = (4|0, 2|0, 5|1, 7|0) et Sol4 = (5|1, 1|0, 5|1, 7|0).

Ainsi, le recours aux langages costMdd permet de modéliser une flexibilité tout en conservant pratiquement la même rentabilité (voir par exemple le cas (a) qui offre un choix entre deux plans ayant le même coût optimal contrairement à la résolution MIP classique qui ne permet de trouver qu'un seul plan optimal). Cette caractéristique de CostMdd est l'une des propriétés importantes des langages de compilation qui donne une meilleure prise en compte des coûts et des contraintes multiples des décideurs, ce qui peut conduire à des décisions plus éclairées et plus adaptées en situations réelles.

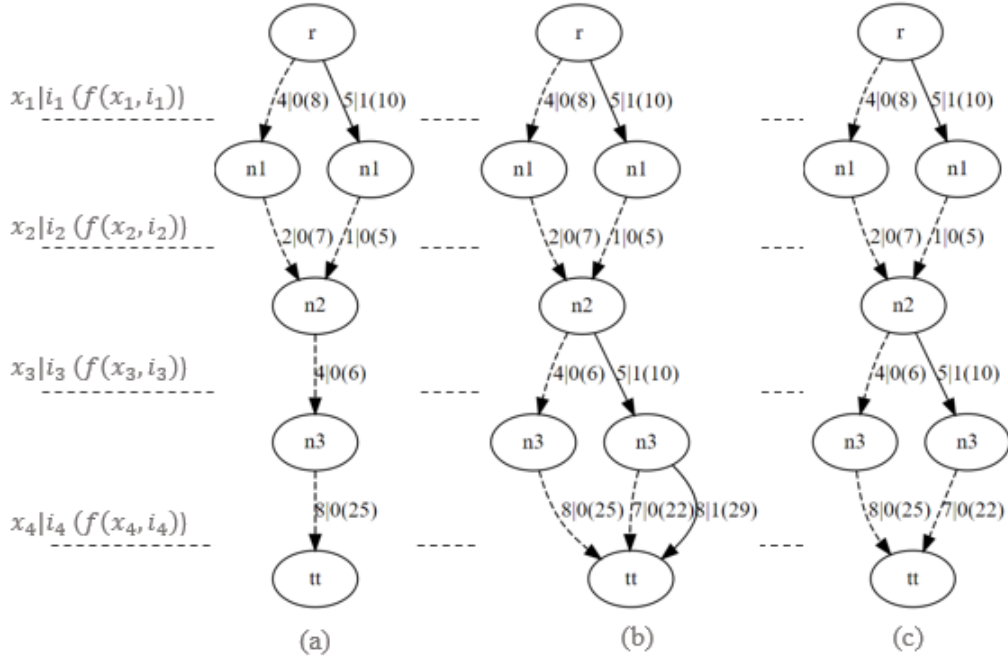


Figure 6.3 – Diagrammes de décision multivalués (CostM) du problème (6.1) avec une fonction de coût en top-down (a) $\Delta = 0$, en (b) $\mathcal{Q} = \{Q_2 = (*|0)\}$ et en (c) $(Q_2 = (*|0)) \wedge (\Delta = 2)$.

6.3.6 Expérimentation et résultats

Le but est de valider l'efficacité de notre approche sur les deux phases de compilation : la compilation du problème CLSP en CostM hors ligne et la réponse aux requêtes définies par les décideurs en ligne. Pour cela, nous avons procédé de la façon suivante :

En ce qui concerne la phase hors ligne, on compare l'algorithme développé dans la section (6.3.4), noté **CLSP2CostM** à :

(i) Intégrer exactement les contraintes dans le problème initial et de recommencer la résolution : **CP** noté **CP Optimiser**.

En ce qui concerne la phase hors ligne, on a aussi évalué le temps nécessaire lorsqu'un décideur préfère simplement assigner un très grand nombre de décisions possibles à une variable et trouver le plus rapidement possible l'ensemble des solutions réalisables en tenant compte des nouvelles contraintes, on compare notre approche CostM avec les deux stratégies de résolution suivantes de résolution :

- (S1) Stratégie 1 (noté **S1 with TD**) : elle consiste à compiler le problème CLSP en considérant directement les requêtes dans l'approche Top-down .
- (S2) Stratégie 2 (noté **S2 in CostM**) consiste en une compilation du problème hors requêtes, puis une application de l'algorithme 2 dans le CostM obtenu. (Le temps de calcul hors ligne de la forme compilée est considéré séparément).

Nous avons adapté l'ensemble de données du problème de (Lotfi et al., 1994) pour produire des données de test aléatoires. Nous avons testé ces problèmes de lot sizing sur les périodes suivantes : $T \in \{6, 12, 24, 48\}$ et la tolérance des coûts : $\Delta \in \{0, 20, 40, 60, 80, 100\}$. La demande d_t pour la période t est uniformément distribuée entre 67 et 200. La taille du domaine D_t^i est fixée à 50 (Pour ne pas exploser la taille de CostMdd). Comme le stock minimal est fixé à 50, les stocks peuvent varier dans l'intervalle $[50 ; 100]$. La quantité minimale de production et le stock initial sont fixés à 0. Les valeurs de la capacité de production,

du stock maximal et des coûts sont générées grâce à des distributions uniformes telles que définies dans le tableau 6.3.

Table 6.1 – Génération de données aléatoires par expérience

	Uniforme	Coût	Uniforme
Quantités maximal de production \overline{X}_t	$(1,1.5)*\alpha$	Production p_t	(10,30)
Quantités maximale de stock \overline{I}_t	(50,100)	Lancement s_t	$(1,1.5)*\beta$
Quantités minimal de stock \underline{I}_t	50	stock h_t	(0.5,1.5)

α, β : Constants : $\alpha=1200$ et $\beta=1600$

Les expériences sont réalisées avec un ordinateur doté d'un processeur Intel(R) i7-8665u à 2,1 GHz avec 16 Go de RAM. Le code de CostM a été implémenté en python version 3.8.8 en utilisant NetworkX pour la création du G-graph et en Graphviz dot format pour l'exportation et la mise en forme. Afin de comparer les différents résultats, nous avons utilisé une bibliothèque Academic Studio V.20.1 d'ILOG pour le problème CLSP, et l'implémentation de csp est réalisée sur CP Optimizer 20.1.0.

6.3.7 Analyse des résultats

Premièrement, nous avons procédé à une résolution hors ligne. Le tableau 6.2 indique les temps de résolution du problème CLSP par l'optimiseur CP et par notre approche descendante **CLSP2CostM** de la recherche d'un ensemble de solutions possibles. Nous avons mis en œuvre notre modèle CLSP et l'avons résolu avec Cplex pour vérifier l'existence d'une solution optimale pour les données générées, et nous avons généré un plan d'expérience comprenant 70 tests.

Périodes	CP Optimiser		CLSP2CostM	
	Moyen	Maximum	Moyen	Maximum
T=6	4.12	4.12	0.28	0.29
T=12	7.34	9.08	1.50	1.62
T=24	13.78	16.36	2.01	2.33
T=48	18.02	25.40	4.10	4.23

Table 6.2 – La comparaison du temps de résolution hors ligne (en secondes) avec $\Delta = 0$

On peut remarquer, d'après le tableau 6.2 que les temps (CPU) de ces deux méthodes ont une sensibilité particulière au nombre de périodes T. Le taux de croissance de notre approche est plus faible. Par exemple pour $T=48$, le temps nécessaire pour obtenir toutes les solutions est en moyen de 4.10 (s) vs 18.02(s) (par le cp optimiser).

Deuxièmement, on se concentre sur la phase en ligne, en particulier sur les temps de calcul nécessaires à la ré-optimisation (**CP**) versus la réduction de CostMdd (**CostM**) suite à une requête. Dans la figure suivante 6.4, on observe le temps nécessaire à la recherche de plans dont le coût est contraint par un paramètres Δ pour une période $T=48$. Il est clair que le choix d'une approche par compilation est à la fois avantageuse et assez stable en temps de calcul. Sa limitation se situe au niveau de la taille de la mémoire, si le nombre de noeud du graphe explose.

Enfin, on considère la possibilité de rajouter un ensemble de contraintes supplémentaires susceptibles d'augmenter la complexité du problème. Pour ce faire, on génère aléatoirement et sans remplacement une liste de $(Q_t = \{Q_t^i\}_{i=1}^K)$ contenant un certain nombre de valeurs K de l'ensemble D_t^x . Q_t^k représentant les affectations autorisées aux quantités variables de production à la période t .

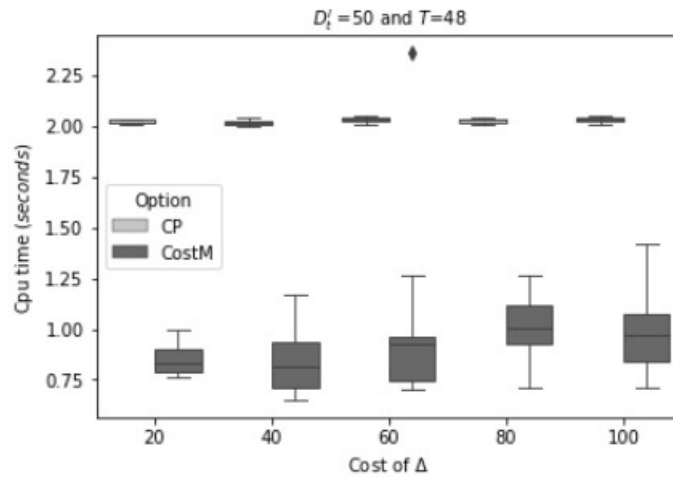


Figure 6.4 – Le temps nécessaire à la résolution en ligne d'un problème CLSP en conditionnant la fonction de coût

La figure 6.5 montre le temps de résolution en fonction du nombre de requêtes (K). Pour plus de $K = 200$ requêtes, l'utilisation de CostM est plus avantageuse en termes de temps que l'inclusion de ces requêtes dans le problème CLSP original. La suppression des arcs est très rapide. Pour un petit nombre de requête, la résolution directe du CLSP reste compétitive par rapport à la réduction du CostM.

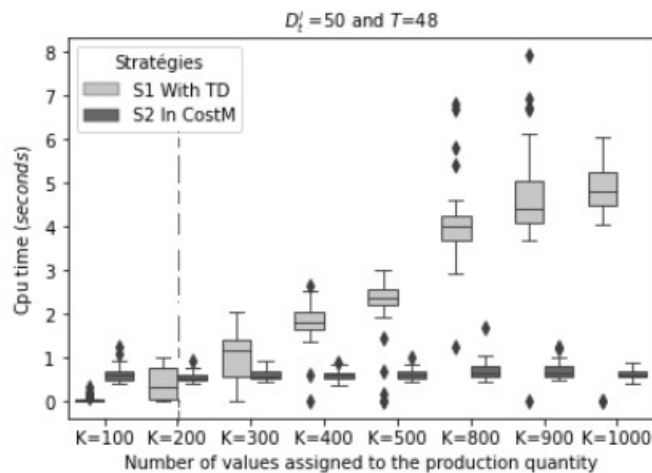


Figure 6.5 – Identification de la position de basculement entre les stratégies

Dans cette section, nous avons introduit une approche alternative pour résoudre un problème de taille de lot en utilisant une structure de données de compilation appelée "CostM" (Amilhastre et al., 2002; Gentzel et al., 2020; Hadzic, 2004). Cette structure aide le décideur en propageant les conséquences de ses choix, c'est-à-dire les valeurs qu'il attribue aux variables de décision ou à la fonction de coût. Dans ce sens, nous avons mené des expériences sur des problèmes de dimensionnement de lots. Les résultats obtenus ont démontré que, en moyenne, les approches compilées étaient bien plus efficaces en termes de temps de résolution que les solveurs de programmation par contraintes (CP). Cette différence est attribuable au fait que les algorithmes d'exploration basés sur la structure de graphe des langages de la famille des diagrammes de décision multivalués (MDD) présentent une complexité linéaire en fonction de

la taille (CostM), tandis que dans le cas de la programmation par contraintes (CP), aucune garantie de complexité linéaire n'est assurée.

6.4 Compilation de problème de lot-sizing MCLSP

Dans cette partie nous allons nous intéresser au problème multi-produit dans le cadre de la planification collaborative entre une filiale (qui joue le rôle de client) et le CDC (son fournisseur). Dans la plupart des cas, les entreprises gèrent plusieurs produits. La contrainte de capacité étant partagée entre ces produits, en terme de compilation, elle casse l'indépendance entre les différents MDD des produits.

6.4.1 Regroupement et intersections entre deux formes compilées Mdds

En vue d'intégrer la contrainte de capacité, il est nécessaire de regrouper tous les modèles de données (MDD) des produits dans un Mdd global (noté Mddr). Ensuite, nous construisons un mdd pour la contrainte de capacité (noté Mddc) en exploitant des informations du mddr. Enfin, dans la dernière étape, on utilise l'algorithme décrit par Ciré (2014) qui est une variante évaluée de l'algorithme "apply" proposé par Bryant (1986) pour réaliser une intersection sur ces deux Mdd (noté MddI).

Avant même de procéder aux regroupements des Mdd pour chaque produit, il est possible pour la filiale de faire des requêtes concernant les coûts.

Reprenons l'exemple 1 mentionné dans la section 6.3.4, en prenant en compte deux produits ayant la même demande sur les 4 périodes, mais des autorisations de surcoût différentes : $\Delta = 0$ concernant le produit 1 indique une absence de tolérance en matière de coût (récupération des plans optimaux), tandis que la valeur de $\Delta = 2$ concernant le produit 2 indique une tolérance par la filiale à une augmentation de coût de 2 par rapport au coût optimal. La figure 6.6 présente le Mddr regroupant les deux Mdd des deux produits.

Lorsque le regroupement est effectué, on obtient un problème de dimensionnement de lots multi-produit sans capacité (MLSP). La filiale a la possibilité de définir des préférences en fonction du produit, comme par exemple dans le cas du produit 1 : les deux choix de plans ont un coût optimal, tandis que dans le cas du produit 2 : quatre choix de plans sont possibles avec un coût pouvant aller jusqu'à $H^* + 2$.

Comme mentionné dans la section précédente, les Mdds sont à la base des graphes générés à l'aide de la classe "networkx" en Python. Pour regrouper ces Mdds, on commence par créer une liste contenant les Mdds à regrouper. Ensuite, on parcourt cette liste et on connecte chaque Mdd suivant au nœud "tt" du dernier Mdd déjà regroupé. Cette opération peut être effectuée en utilisant la méthode "update()" disponible dans le traitement des dictionnaires en Python.

Désormais, il reste à savoir comment intégrer la contrainte de capacité dans ce mddr regroupé. Pour ce faire, il est possible de créer un mdd spécifique pour la contrainte de capacité. Considérons par exemple la capacité suivante : $Cap_t = [15, 15, 9, 15]$ et la contrainte de capacité est $\sum_{p,t} x_{p,t} \leq Cap_t \quad \forall p \in P$. Dans le but de ne pas examiner exhaustivement tous les domaines de $x_{p,t}$ par la borne limitée par la capacité, nous avons récupéré les domaines possibles à chaque période pour évaluer l'arc de capacité mdd (noté Mddc). Pour cet exemple, Les valeurs des domaines relatifs au volume des quantités produites, exprimées pour chaque produit et chaque période, correspondent aux valeurs de $D_{p,t}^x = \{1 : \{1 : [4 \ 5], 2 : [2 \ 1], 3 : [4, 4 : [8]\}, 2 : \{1 : [4 \ 5], 2 : [2 \ 1], 3 : [4 \ 5], 4 : [8 \ 7]\} \}$.

- Dans la deuxième phase, lorsque les deux Mdds sont créés, nous appliquons l'algorithme d'intersection inspiré de (Ciré, 2014), entre le Mddr et le Mddc. On obtient ainsi, un MddI qui prend en compte la contrainte de la demande et la contrainte de capacité, (voir la figure 6.8

6.4.2 Modèle d'optimisation basé sur la forme compilée MDD

Si la filiale peut transmettre son mddi à son fournisseur, le CDC. Il reste à déterminer comment le CDC peut intégrer ces degrés de liberté dans sa propre planification. Le modèle au niveau de l'entité destinataire (CDC) est reformulé en un modèle équivalent déterministe sous la forme d'un MILP qui intègre les flexibilité des besoins de la filiale . Pour cela, nous introduisons les notations suivantes :

Paramètres :	
T	Nombre de périodes t
P	Nombre de produits p
Mdd	Graphe Mdd composé d'ensemble de sommet (V) et d'arc (A)
r	Noeud de la racine et tt le noeud terminal
i, j, k	Arc relié au sommet (i) au sommet (j) dont l'indice est (k)
$dBA_{i,j,k}$	Demande (Besoin d'appro) porté par l'arc (i, j, k)
$Cst_{p,t}^{Stock}$	Coût de stock du produit p à la période t
$Cst_{p,t}^{Besoi}$	Coût du besoin du produit p à la période t
M	Un grand nombre
Variables de décision :	
$BP_{p,t}$	Quantité de besoin à produire du produit p à la période t
$I_{p,t}$	Quantité du stock du produit p à la fin de la période t
$A_{i,j,k}$	Indicateur de prise en compte de l'arc (i, j, k) $\in A$

$$Min \sum_{t \in [T], p \in [P]} Cst_{p,t}^B * BP_{p,t} + Cst_{p,t}^S * I_{p,t} + C_{p,t}^L * Y_{p,t} \quad (6.6)$$

$$\begin{aligned}
 (c1.2) \quad & I_{p,t-1} + BP_{p,t} = BA_{p,t} + I_{p,t} && p \in [1, P], t \in [1, T] \\
 (c1.3) \quad & BP_{p,t} \leq Y_{p,t} * M && t \in 1, \dots, T \\
 (c1.4) \quad & BA_{p,t} = \sum_{(i,j,k) \in \delta^+} dBA_{i,j,k} * A_{i,j,k} && i \in [V_t] \\
 (c1.5) \quad & \sum_{(i,j,k) \in \delta^+} A_{i,j,k} - \sum_{(i,j,k) \in \delta^-} A_{i,j,k} = 0 && i \in [V/\{r, tt\}] \\
 (c1.5') \quad & \sum_{(i,j,k) \in \delta^+} A_{i,j,k} - \sum_{(i,j,k) \in \delta^-} A_{i,j,k} = -1 && i = tt \\
 (c1.5'') \quad & \sum_{(i,j,k) \in \delta^+} A_{i,j,k} - \sum_{(i,j,k) \in \delta^-} A_{i,j,k} = 1 && i = r \\
 (c1.6) \quad & BP_{p,t}, I_{p,t}, BA_{p,t} \in \mathbb{N}, A_{i,j,k}, Y_{p,t} \in \{0, 1\} && p \in [1, P], t \in [1, T]
 \end{aligned}$$

L'intégration du MDD dans le modèle de LotSizing nécessite la création d'une variable binaire par arc du MDD. Elle modélise si cet arc du MDD sert à constituer le BA (c1.4) choisi par le CDC pour exprimer son besoin à produire (c1.2).

La fonction objectif (1.6) minimise le coût total qui inclut les coûts de production, de lancement et stockage au niveau de CDC. Les contraintes de (c1.2) à (c1.3) concernent le problème de dimensionnement de lots sans capacité. Tandis que les contraintes de (c1.4), (c1.5), (c1.5'), (c1.5'') définissent le problème sur le graphe Mdd. La contrainte (c1.4) spécifie que chaque nœud visité peut fournir la quantité de BA demandée, ce qui implique que si un nœud i est visité, seul un arc (i, j, k) est emprunté. La contrainte (1.5') impose que le nombre d'arcs entrants soit égal au nombre d'arcs sortants à chaque nœud (i), à l'exception du nœud de départ r ($= -1$) et du nœud de fin tt ($= 1$).

6.4.3 Méthodologie de simulation avec des modèles MIP et MDD

Les expérimentations que nous avons menées reposent notamment sur un processus de résolution basé sur des itérations entre deux modules de résolution, comme le montre la

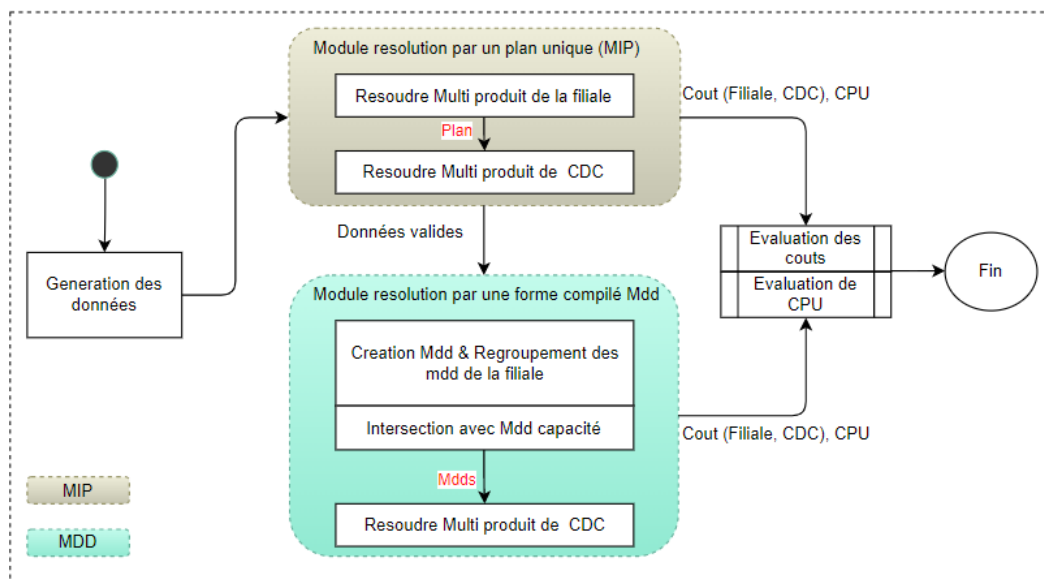


Figure 6.9 – Schéma de simulation d'un chaîne logistique opérant avec un MIP et MDD

figure 6.13 :

- le module de génération des données crée des prévisions de demandes au niveau de la filiale et des états de stocks initiaux ; Dans ce plan d'expérience on a pris T tailles d'horizon allant de 2 à 10 périodes. Cela correspond dans le cas pratique aux périodes d'horizon flexible et qui ont le plus d'instabilité dans la planification à horizon glissant. Pour chaque expérience, les hypothèses de génération des données sont fournies dans la table 4.2

Table 6.3 – Génération de données aléatoires par expérience

Variable	Valeur	Type de Coût	Loi Uniforme
Produit p	2	Besoin $C_{p,t}^B$	(10,30)
Période t	{2,3,...,10}	Lancement $C_{p,t}^L$	(1,1.5)
Demande $d_{p,t}$	$U[67,200]$	Stock $C_{p,t}^S$	(0.5,1.5)
Capacité Cap_t	$D_t = \sum_{p,j=1}^t d_{p,j} + U[150, 200]$		
Quantités du lot Lot_t	$Cap_t // Alea(1, 2)$		

D_t : La demande des deux produits à la periode t

- Le module de résolution pour un plan unique déterministe : Ce module traite les données générées, pour produire un plan d'approvisionnement optimal de la filiale, puis un plan d'approvisionnement du CDC. Pour cela 2 modèles MILP sont optimisés via un solveur : MCLSP puis MULSP. Ces données sont ensuite envoyées vers le module module de résolution Mdd.

- le Module de résolution d'une forme compilée : Compte tenu des données validées dans le premier module, des mdd pour chaque produit de la filiale sont créés en utilisant le processus proposé dans la section (1) de ce chapitre. Nous regroupons les Mdd pour construire un mddr de tous les produit puis en faisant l'intersection avec le mddc de capacité le mddi final est généré. Celui-ci est ensuite utilisé pour optimiser le modèle intégrant la forme compilée vu au 6.4.2. Nous avons implémenté les trois algorithmes de création des mdd (mdd, mddc et mddi) ainsi que des algorithmes de filtrage basés sur les variables de décision et les coûts. En outre, trois autres algorithmes provenant de la littérature ont été utilisés à savoir :

— L'algorithme de Ciré (2014) pour faire l'intersection entre deux Mdds

- La méthodes de recherche et de filtre dans le mdds (Andersson et al., 2014)
- La méthode de réduction ascendante des Mdds et le parcours en largeur (BFS) ont été proposés par Perez et al. (2015)

- Une évaluation des coûts est réalisée en comparant les coûts observés des différentes solutions trouvées par les deux modules, en fonction des paramètres du plan d'expérience

La table 6.4 présente la formulation mathématique des deux problèmes d'optimisation linéaire pour (i) le flux d'information entre la filiale et le CDC (**MCLSP**) ainsi que (ii) celui entre le CDC et l'usine (**MULSP**). La contrainte de capacité est uniquement considérée au niveau de la filiale. Les coûts sont identiques entre les entités et la fonction objectif pour les deux modèles est la minimisation des coûts. Le modèle **MCLSP** prend en entrée la demande $d_{p,t}$ et produit en sortie le besoin d'approvisionnement $BA_{p,t}$, tout en respectant les contraintes classiques de lot-sizing pour plusieurs produits, à savoir la contrainte de satisfaction de la demande (c1.1), la contrainte de capacité (c1.3), la contrainte d'indication de lancement (c1.2) et la contrainte de commande d'un multiple de la taille du lot (c1.4). Pour le modèle **MULSP**, il s'agit de planifier les besoins de production $BP_{p,t}$ en tant que plan de sortie, en fonction des besoins de la filiale $BA_{p,t}$, tout en respectant les contraintes de conservation de stock (c2.1) et d'indication de lancement (c2.3). Les contraintes (c1.5) et (c2.3) assurent la non-négativité des variables de décision.

Problème au niveau	Formulation mathématique
De la filiale vers le CDC MCLSP	Minimiser $\sum_{p=1}^P \sum_{t=1}^T C_{p,t}^B * BA_{p,t} + C_{p,t}^S * I_{p,t} + C_{p,t}^L * Y_{p,t}$ sous les contraintes :
	(c1.1) $I_{p,t-1} + BA_{p,t} = d_{p,t} + I_{p,t} \quad t \in 1, \dots, T$
	(c1.2) $BA_{p,t} \leq Y_{p,t} * \sum_{k=t}^T d_{p,k} \quad t \in 1, \dots, T$
	(c1.3) $\sum_{i=1}^N BA_{p,t} \leq Cap_t \quad t \in 1, \dots, T$
	(c1.4) $BA_{p,t} = M * Lot_t \quad t \in 1, \dots, T$
	(c1.5) $BA_{p,t}, I_{p,t} \in \mathbb{N} \geq 0, Y_t \in \{0, 1\} \quad t \in 1, \dots, T$
De centre de distribution central vers l'usine MULSP	Minimiser $\sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T C_{p,t}^P * BP_{p,t} + C_{p,t}^S * II_{i,t} + C_{p,t}^L * YY_{p,t}$ sous les contraintes :
	(c2.1) $II_{p,t-1} + BP_{p,t} = BA_{p,t} + II_{p,t} \quad t \in 1, \dots, T$
	(c2.2) $BP_{p,t} \leq YY_{p,t} * \sum_{k=t}^T BA_{p,k} \quad t \in 1, \dots, T$
	(c2.3) $BP_{p,t}, II_{p,t} \in \mathbb{N} \geq 0, YY_t \in \{0, 1\} \quad t \in 1, \dots, T$

Table 6.4 – Les deux modèles de lot sizing considérés dans le module MIP

$$\begin{aligned}
 (c1.1) \quad & Min \sum_{p=1}^P \sum_{t=1}^T C_{p,t}^B * BA_{p,t} + C_{p,t}^S * I_{p,t} + C_{p,t}^L * Y_{p,t} \\
 & I_{p,t-1} + BA_{p,t} = d_{p,t} + I_{p,t} \quad t \in 1, \dots, T \\
 (c1.2) \quad & BA_{p,t} \leq Y_{p,t} * \sum_{k=t}^T d_{p,k} \quad t \in 1, \dots, T \\
 (c1.3) \quad & \sum_{i=1}^N BA_{p,t} \leq Cap_t \quad t \in 1, \dots, T \\
 (c1.4) \quad & BA_{p,t} = M * Lot_t \quad t \in 1, \dots, T \\
 (c1.5) \quad & \sum_{t=1}^T C_{p,t}^B * BA_{p,t} + C_{p,t}^S * I_{p,t} + C_{p,t}^L * Y_{p,t} \leq H_p^* + \Delta_p \quad p \in 1, \dots, P \\
 (c1.6) \quad & BA_{p,t}, I_{p,t} \in \mathbb{N} \geq 0, Y_t \in \{0, 1\} \quad t \in 1, \dots, T
 \end{aligned}$$

Avant d'entamer l'analyse expérimentale, reprenons l'exemple de la figure 6.8 pour illustrer les différentes méthodes de résolution. Dans ce cas, les résultats obtenus avec les deux méthodes (méthode MDD, méthode MIP) sont donnés dans la table ci-dessous

- Selon la méthode MDD, la solution optimale pour le CDC est pour X1, [6, 0, 4, 8], et pour X2, [6, 0, 5, 7]. Le coût total s'élève à 83. Cependant, si l'on considère les plans au niveau filiale, le coût total est de 93. En prenant en compte ces deux niveaux, le coût total obtenu par la méthode MDD est de 176.

- En revanche, selon la méthode MIP, La solution pour le CDC est la même $[6, 0, 4, 8]$, $[6, 0, 5, 7]$. Par contre, le besoin d'approvisionnement de la filiale est différent. Cela génère un cout de 84 pour le CDC et 93 pour la filiale soit 177 au total.

Table 6.5 – Les plans de décision des deux méthodes pour les différentes entités

Module	Entité	Plan		Coût	E
		Produit 1	Produit 2		
MDD	Filiale 1	$[5, 1, 4, 8]$	$[4, 2, 5, 7]$	$[46, 47]$ \$	93\$
	CDC 2	$[6, 0, 4, 8]$	$[6, 0, 5, 7]$	-	83 \$
<i>Coût par MDD = 176 \$</i>					
MIP	Filiale	$[4, 2, 4, 8]$	$[4, 2, 5, 7]$	$[46, 47]$ \$	93\$
	CDC 2	$[6, 0, 4, 8]$	$[6, 0, 5, 7]$	-	84 \$
<i>Coût par MIP = 177 \$</i>					

Pour rappel, $d_{p,t} = [[4, 2, 4, 8], [4, 2, 4, 8]]$, $Cap_t = 8$, $I_t \leq 1$,
 $p_t = [1, 2, 1, 3]$; $h_t = [1, 2, 3, 4]$; $s_t = [4, 3, 2, 1]$

En résumé, l'utilisation de la méthode MDD permet de réduire les coûts en partageant entre différentes entités de la flexibilité sur les plans de décision.

6.4.4 Analyse et Interprétation des résultats d'expérimentations

Dans cette section, nous évaluons dans quelle mesure le partage des plans sous forme des Mdds permet d'améliorer les coûts des centres de distribution centraux et d'apporter une certaine flexibilité aux plans au niveau des filiales. La validation de notre approche passe par une série d'expérimentations qui se déclinent en trois analyses :

(1) **Résultat de l'expérimentation 01 : validation et amélioration des coûts** Le premier test consiste en une étude axée sur la comparaison des coûts et du temps de résolution entre le plan unique (MIP) et les plans d'une forme compilée (MDD). Ce test vise à atteindre deux objectifs. D'une part, valider les solutions obtenues par notre approche. Et d'autre part, trouver d'autres solutions plus efficaces pour le CDC tout en améliorant ses coûts et en maintenant la même rentabilité au niveau de la filiale.

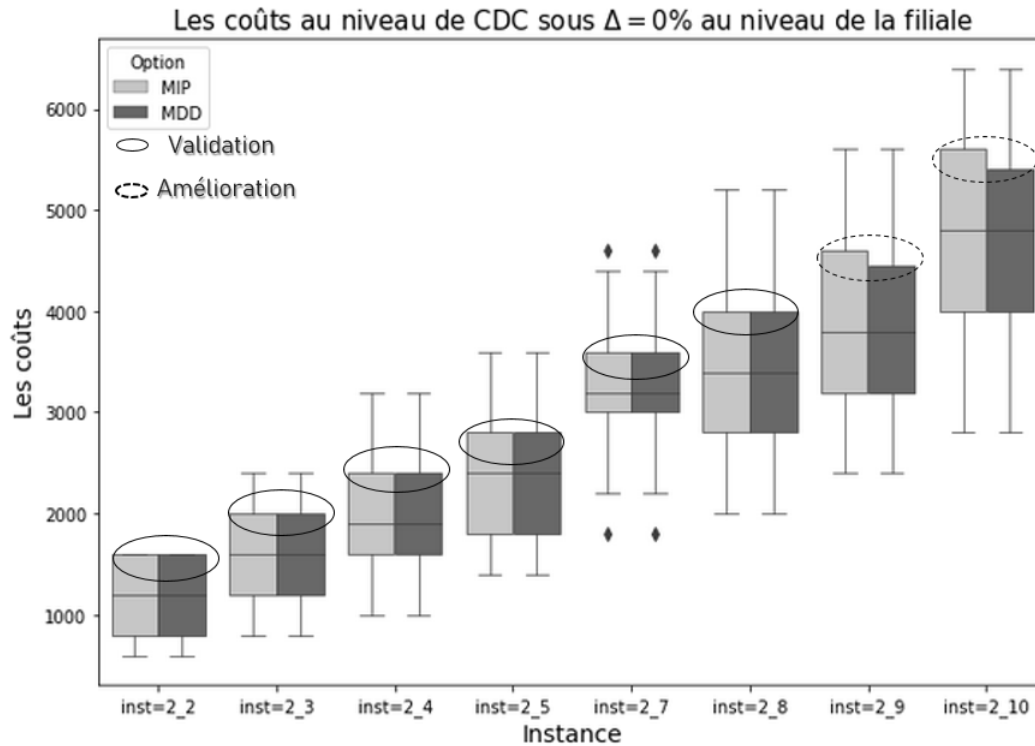


Figure 6.10 – Une comparaison des coûts globaux entre les résolutions MIP et MDD sur plusieurs instances

Les résultats des tests sont présentés dans la figure 6.10. Nous évaluons la variabilité du coût du CDC en fonction de chaque solution obtenue (MIP Vs MDD) pour des instances comprenant deux produits et allant de $t = 2$ périodes à $t = 10$ périodes. Nous analysons dans la figure 6.10, dans un premier temps, la variabilité des coûts du CDC par les résolutions obtenues à chaque instance, la tolérance des plans exprimés en Mdd par la filiale est nulle au regard de leurs coûts ($\Delta = 0\%$). Nous remarquons que les coûts du CDC obtenus par les deux méthodes sont quasiment les mêmes entre l'instance *inst=2_2* et *inst=2_8*. Cette constatation semble évidente puisque les deux approches ont réussi à trouver la solution optimale dans la quasi-totalité des instances (validation). Par contre, sur des instances un peu plus grandes, de l'instance *inst=2_9* à *inst=2_10*, nous constatons une faible amélioration

du coût du CDC. Cette amélioration provient notamment du choix des plans communiqués par la filiale (au lieu d'un seul plan) vers le centre de distribution central.

(2) **Résultat de l'expérimentation 02 : la tolérance maximum au niveau de la filiale**, dans ce test, nous nous intéressons surtout à la problématique au niveau de la filiale qui cherche à déterminer sa marge de tolérance pour avoir une certaine rentabilité au niveau du CDC. Pour ce faire, nous choisissons de faire varier la valeur de ce paramètre Δ entre 0 et 50 % sur toutes les instances. La figure 6.11 montre les coûts du CDC en fonction du pourcentage de tolérance de la filiale sur tous les tests.

Nous observons que les coûts du CDC sont constants pour les trois instances suivantes : $inst=2\ 2$, $inst=2\ 4$ et $inst=2\ 7$. Aucune amélioration, malgré une tolérance de 50 %. Pour les autres instances, nous observons que les coûts du CDC sont améliorés (mieux optimisé). Pour l'instance $inst=2\ 3$ à partir de 25 %, $inst=2\ 5$ à partir de 20 %, pour l'instance $inst=2\ 8$ et $inst=2\ 10$ à partir de 5 %, pour $inst=2\ 9$ à partir de 0%. On remarque par ailleurs que au delà de certaines tolérances une stagnation des coûts au niveau du CDC : le gain de degrés de liberté n'est pas utile au CDC.

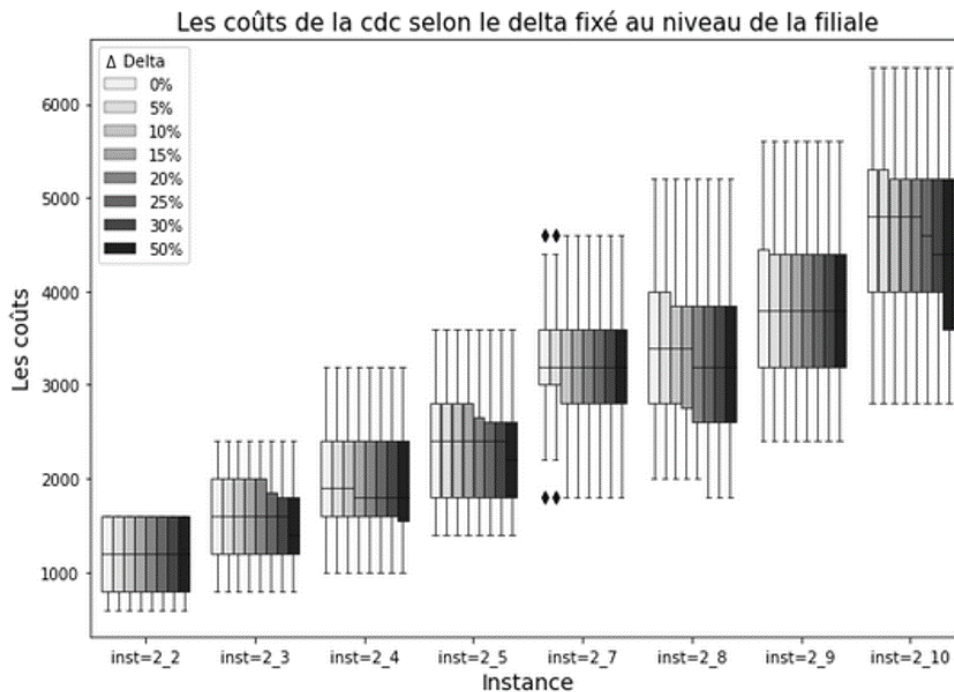


Figure 6.11 – Illustration du taux de tolérance profitable au niveau du CDC

L'intégration du paramètre de tolérance Δ au niveau de la filiale joue un rôle crucial dans la réduction des coûts globaux de la chaîne. Surtout lorsque les coûts au niveau du centre de distribution centrale (CDC) ont une importance prépondérante par rapport à ceux de la filiale. En effet, l'ajustement de ce paramètre conduit à une optimisation des coûts et à un équilibre entre les coûts de la filiale et ceux du CDC.

(3) **Résultat de l'expérimentation 03 : rapport des coûts entre les entités**, dans ce test, nous nous intéressons au rapport des coûts entre les différentes entités de la chaîne logistique. Au départ, nous avons considéré que les coûts entre ces entités étaient équivalents. Cependant, dans la pratique, il est probable que leur rapport soit différent. Pour cela, nous introduirons un nouveau paramètre β permettant de quantifier le rapport entre les coûts des entités de la chaîne logistique. Sa valeur est comprise entre 0 et 1. Elle décrit comment la situation évolue graduellement d'une situation où les coûts de la filiale sont relativement peu

importants à une situation où les coûts de la filiale deviennent de plus en plus importants, par rapport aux coûts du CDC.

$$Cout^{All} = \beta * Cout^{Filiale} + (1 - \beta) * Cout^{CDC}$$

- Dans le cas où $\beta = 0.5$, on se situe sur la base d'un pré-partage équitable des coûts entre les deux entités. Celui-ci est présenté dans la figure 6.12 avec des instances d'expérimentation de l'instance *inst=2 10*.

En analysant les différentes variations des paramètres de tolérance choisis par la filiale, nous avons constaté que les coûts globaux de la chaîne ont tendance à augmenter, surtout lorsque la tolérance dépasse 50%. Cette augmentation est principalement due aux plans proposés par le CDC, qui privilégient les options les plus coûteuses pour la filiale, sans considérer les conséquences à l'échelle globale. Cette approche d'optimisation locale peut donc conduire à des augmentations de coûts significatives pour l'ensemble de la chaîne. Pour ce cas, la tolérance accordée par la filiale ne génère aucun avantage en termes de coûts globaux ($\Delta = 0\%$).

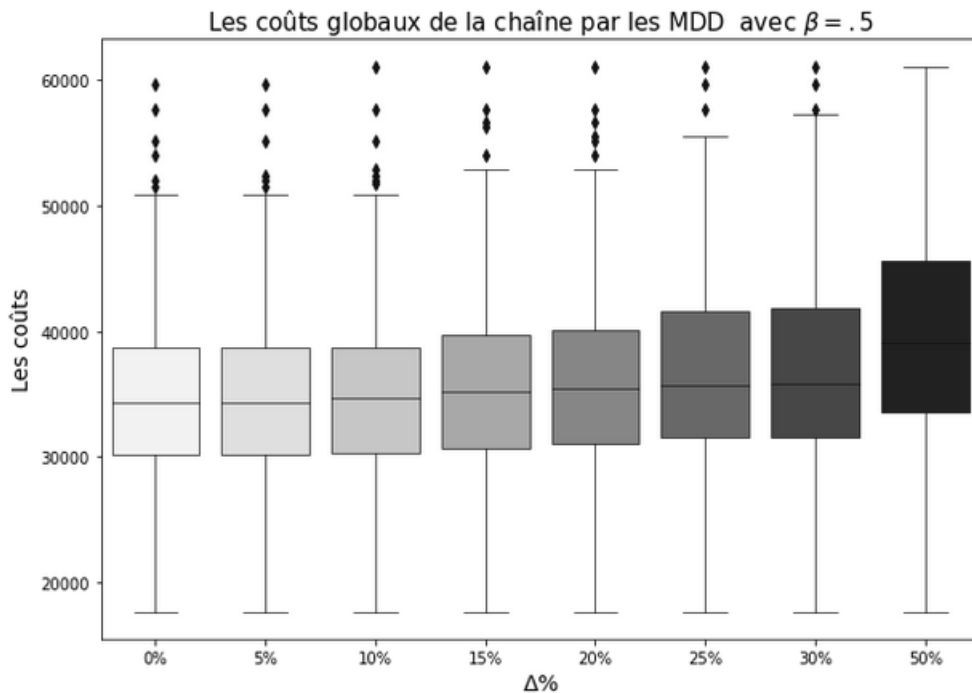


Figure 6.12 – Les coûts de la chaîne logistique avec un pré-partage équitable des coûts entre les deux entités $\beta = .5$ et les Δ fixé au niveau de la filiale

- A contrario, le cas où les valeurs $\beta = \{0.1, 0.05, 0.01, 0.001\}$ sont moins élevées, signifie que les coûts du CDC sont de plus en plus importants par rapport aux coûts de la filiale. La figure 6.13, présente une synthèse du coût global de la chaîne (coût CDC + coût filiale) en fonction de l'évolution de la valeur du paramètre β . Nous remarquons pour une tolérance de $\Delta = 0\%$, le coût moyen de la chaîne \overline{Cout}^{All} , est donné comme suit :

$$\overline{Cost}^{All} = \begin{cases} 35\,000 & \text{si } \beta = .5 \\ 11\,000 & \text{si } \beta = .1 \\ 7\,900 & \text{si } \beta = .05 \\ 5\,500 & \text{si } \beta = .01 \\ 4\,900 & \text{si } \beta = .001 \end{cases} \quad (6.7)$$

Lorsque les coûts de la filiale sont relativement faibles par rapport aux coûts du CDC, cela se traduit par une réduction des coûts globaux de la chaîne. Par conséquent, la mise en œuvre d'une stratégie de partage des plans entre les différentes entités peut être avantageuse pour réduire les coûts globaux, même si les filiales ont une flexibilité limitée.

La dernière observation porte naturellement sur les deux paramètres simultanément. Nous avons remarqué, par exemple, qu'avec une valeur élevée pour le coût du CDC représentée par $\beta = 0.001\%$, il est intéressant pour la filiale de tolérer une variation de l'ordre de $\Delta = 20\%$. Au-delà de ce seuil de tolérance, aucune amélioration n'est observée et les coûts globaux stagnent.

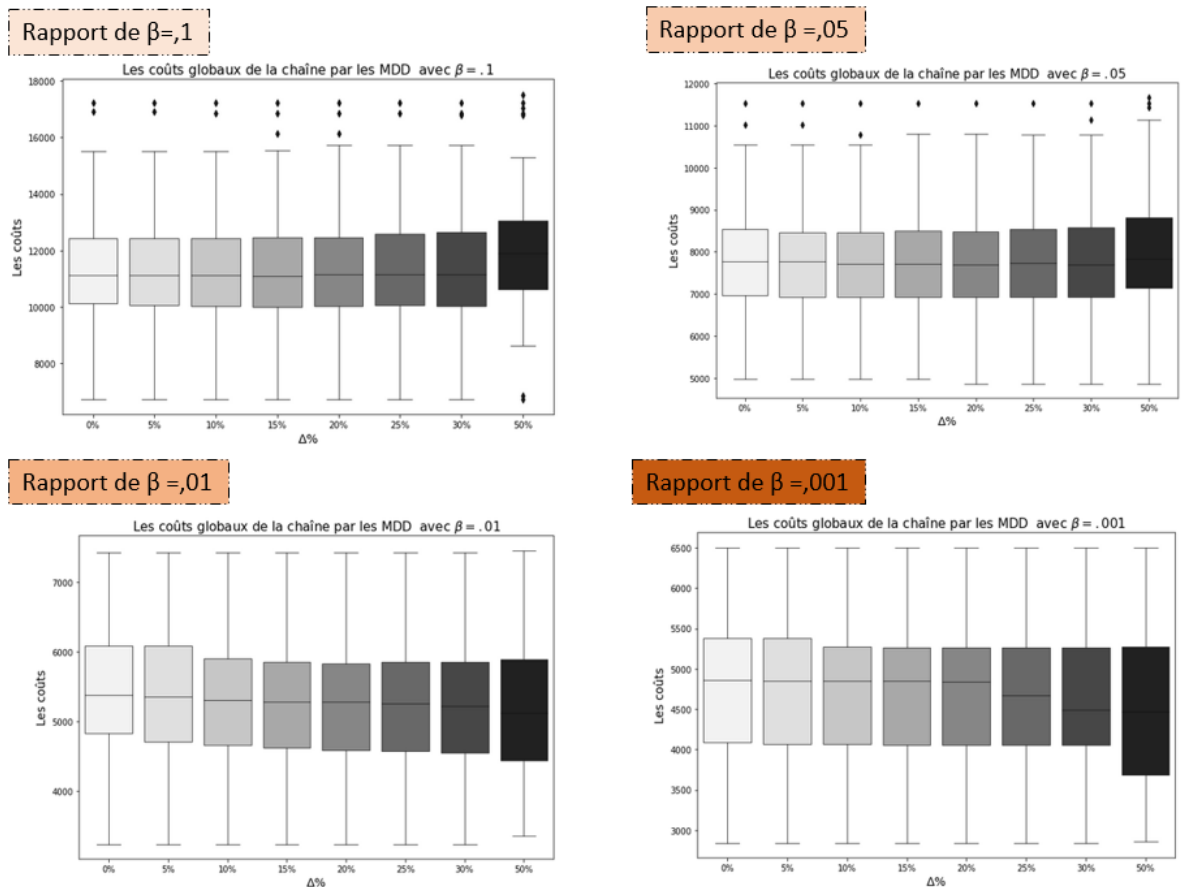


Figure 6.13 – Les coûts de la chaîne logistique selon une balance des coûts par β et la flexibilité de la filiale par le Δ

Les résultats de cette étude peuvent être interprétés en tenant compte des connaissances acquises lors de l'expérience 2. Lorsque le rapport des coûts entre la filiale et le CDC est faible,

l'utilisation de la méthode de partage des plans sous Mdds s'est avérée plus avantageuse que le partage de plans uniques.

Rapport des coûts β						
Flexibilité $\Delta\%$	$\beta = .5$		$\beta = .001$		$\beta = .999$	
	Moyen	Maximum	Moyen	Maximum	Moyen	Maximum
0 %	35904.4	59660	4830.2	6502.5	66978.6	113611.8
5 %	35976.4	59660	4806.4	6502.5	67146.4	113611.8
10 %	36210.4	61060	4743.0	6502.5	67677.8	116808.2
15 %	36630.4	61060	4703.9	6502.5	68556.8	116808.2
20 %	36976.4	61060	4676.7	6502.5	69276.0	116808.2
25 %	37216.4	61060	4665.2	6502.5	69767.6	116808.2
30 %	37552.4	61060	4641.9	6502.5	70462.8	116808.2
50 %	39894.4	61060	4578.7	6502.4	75210.0	116808.2

Table 6.6 – Résultats numériques avec différentes combinaisons de β et Δ

En conclusion, les analyses effectuées dans cette section, et des résultats numériques présentés dans la table 6.6, nous permettent de constater que le coût global de la chaîne dépend des deux paramètres β et Δ (le plus élevé \gg , le plus faible \ll) :

- (i) Pour un rapport de coûts de $\beta \ll .5$ et avec une flexibilité de $\Delta \gg 0$: Lorsque la valeur des coûts du CDC sont plus important, le partage des plans entre les deux entités est fortement recommandé pour améliorer l'ensemble des coûts de la chaîne.
- (ii) Pour un rapport de coûts de $\beta \gg .5$ et avec une flexibilité de $\Delta = 0$: Lorsque la valeur des coûts de la filiale sont plus élevés, le partage de plans optimaux uniquement est la stratégie la plus avantageuse, c'est à dire, $\Delta = 0\%$.

(4) Résultat de l'expérimentation 04 : Limitation de temps de calcul

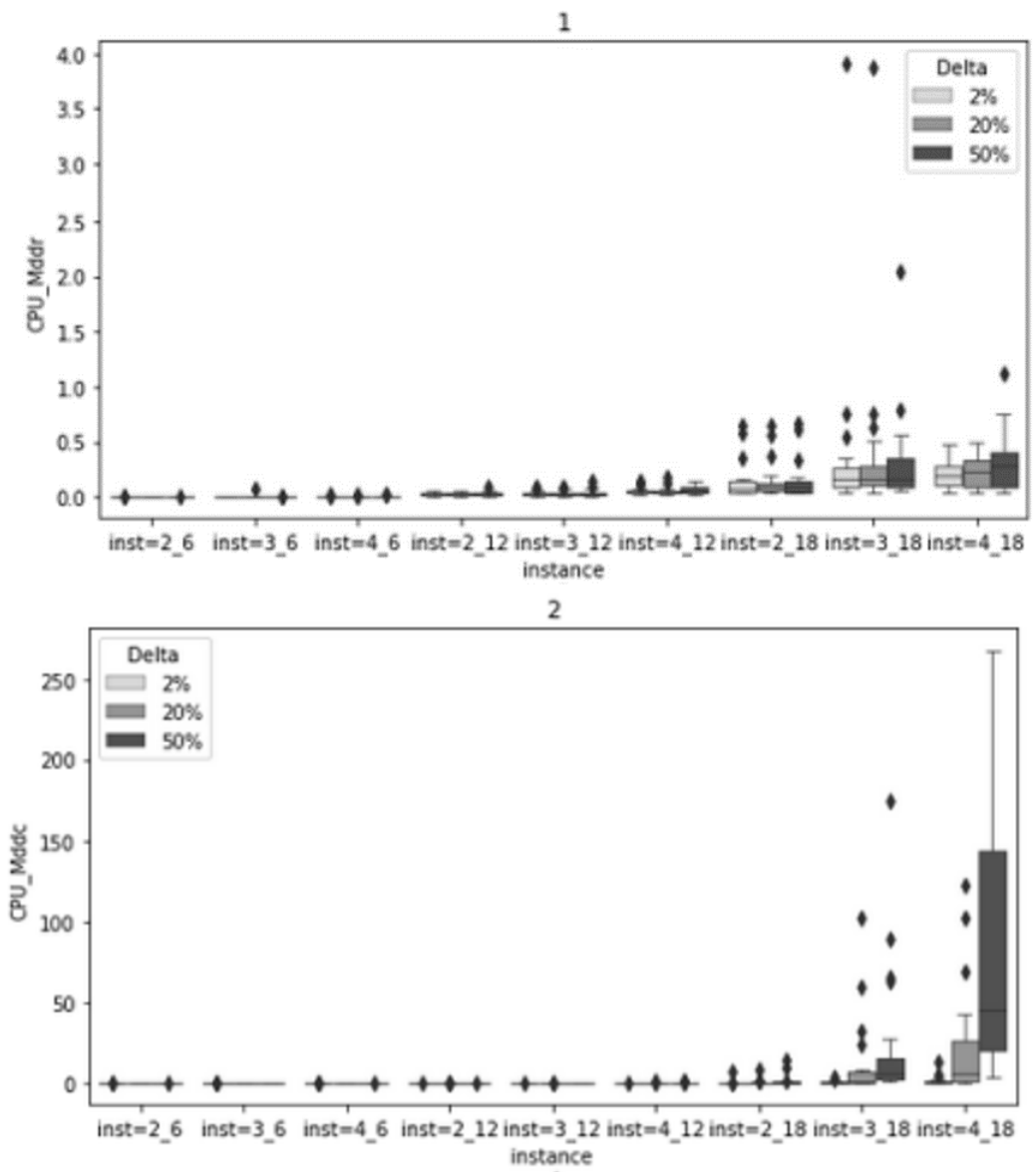


Figure 6.14 – Temps de résolution (*CPU*) en seconde des algorithmes utilisés dans le module MDD (1 et 2)

Pour visualiser les limites de temps de résolution (*CPU*) des algorithmes utilisés dans le module MDD, nous avons généré une série de 20 instances numérotées $inst = P T$, où $P \in \{2, 3, 4\}$ et $T \in \{6, 12, 18\}$. Pour chaque instance, nous avons pris en compte la taille de lot comme $\text{Min}(cap_t, 10^3)$, représentant la capacité à la période t ou 10^3 , tout en conservant les mêmes paramètres mentionnés dans la section 6.4.3 de notre étude/expérience.

D'après la figure 6.15, qui illustre le temps de résolution des différentes variations de tolérance fixées au départ et de tous les algorithmes impliqués dans le processus MDD, nous pouvons faire deux observations. En premier lieu, le temps de résolution augmente considérablement, en particulier lorsque la tolérance est élevée, comme on peut le voir dans le cas du CPU Mddc avec une tolérance de 50%. Dans ce cas, le temps peut atteindre jusqu'à 4 minutes

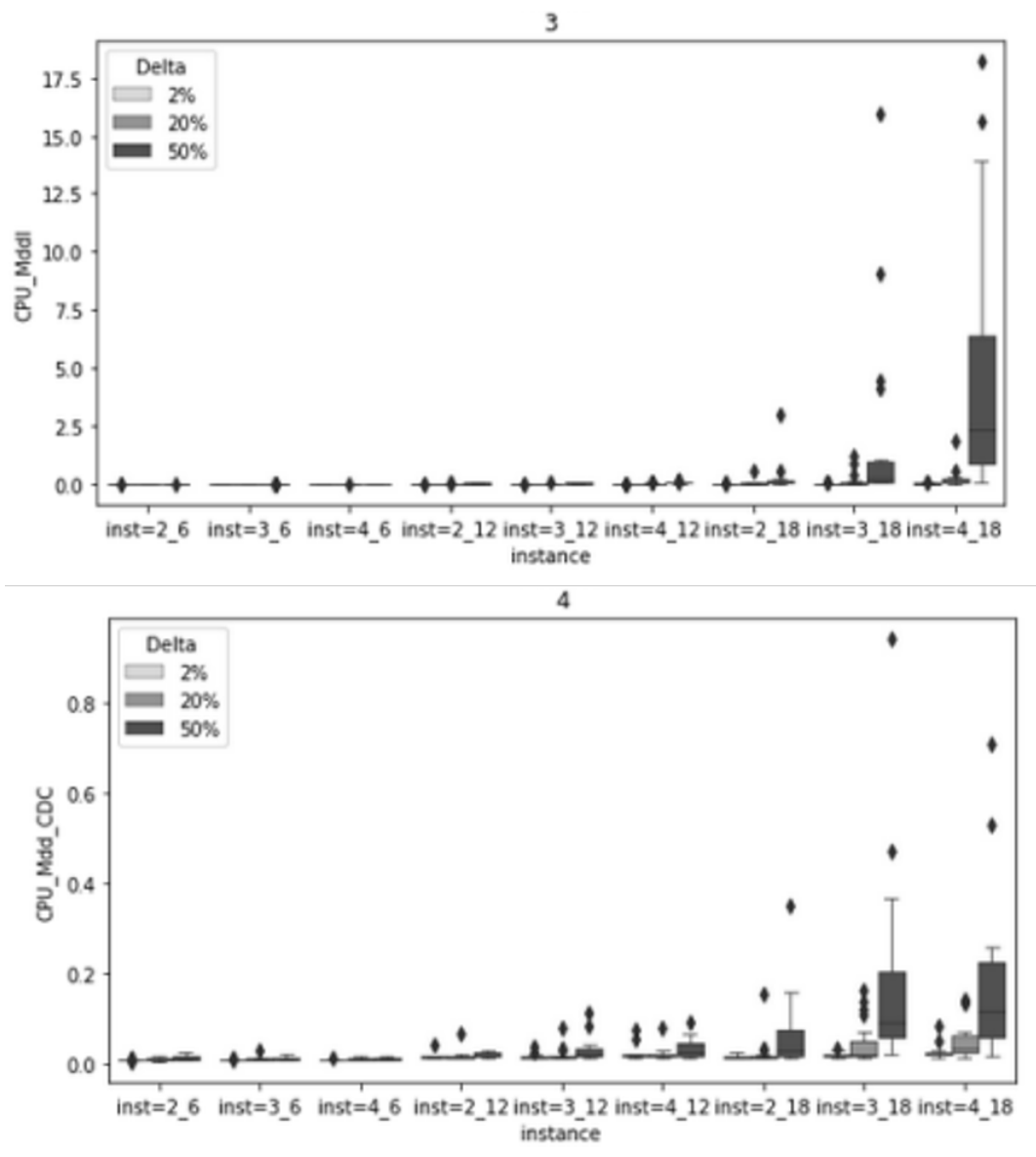


Figure 6.15 – Temps de résolution (*CPU*) en seconde des algorithmes utilisés dans le module MDD (3) et pour le MDD CDC (4)

(250 secondes). La contrainte de capacité est la seule qui prend beaucoup de temps, mais elle peut être traitée hors ligne si les tailles de lots et la capacité sont connues.

Une autre observation concerne le temps de CPU MddI, qui ne dépasse pas les 20 secondes pour les différentes instances testées. Cela souligne l'intérêt de son utilisation dans la pratique des cas industriels.

6.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une approche de compilation de connaissance appliqué aux problèmes de planification tactiques de type lot sizing avec capacité à un seul produit et à plusieurs produits.

Dans la première section, nous avons présenté une structure de données de compilation appelé CostM pour un problème de lot sizing à un seul produit. Il représente les décisions selon les préférences au niveau d'un acteur aval d'une entité de la chaîne logistique. Pour cela, nous avons testé les différents algorithmes que nous avons présentés et analysé leurs performances. Nous nous sommes appuyés pour cela sur une gamme d'instances générées aléatoirement. Ces expérimentations numériques ont permis de mettre en évidence l'intérêt des opérateurs et des langages de compilation de connaissance pour traiter le problème de planification soumis à des contraintes de préférences supplémentaires.

Dans la deuxième section, nous avons élargi la structure de la compilation CostM sur les problèmes de lot sizing à plusieurs produits, impliquant deux acteurs distincts, à savoir la filiale et CDC. Nous avons proposé une méthode pour fusionner les mdds de plusieurs produits. Ensuite, du côté fournisseur, un modèle d'optimisation prend en compte les degrés de liberté offerts par la forme compilée. Ainsi, on peut comparer l'échange des formes compilées entre des acteurs avec des approches d'optimisation basées sur le partage d'un plan unique.

Les résultats expérimentaux de la dernière section ont également mis en évidence l'intérêt à la mise en œuvre de stratégies de partage des plans sous la forme de modèles de diagrammes décision multi valués (Mdds). Une telle approche est particulièrement bénéfique lorsque les rapports (ou les valeurs) des coûts entre les entités sont très différentes. L'intérêt pour l'ensemble de la chaîne à partager ou non dépend fortement de ces rapports de coûts.

7

Conclusion générale et Perspectives

7.1	Conclusion	125
7.2	Perspectives et pistes d'améliorations	126
7.2.1	Étendre les modèles à la prise en compte des estimations historiques	126
7.2.2	Perspectives à moyen terme et long terme	127

7.1 Conclusion

Les travaux de thèse présentés dans ce manuscrit abordent deux problématiques au centre des préoccupations actuelles des chaînes logistiques décentralisées : la modélisation des incertitudes de la planification tactique en horizon glissant et le partage d'information. Les deux contributions de cette thèse sont liées à 2 approches complémentaires de la collaboration.

L'idée de la première contribution est d'appliquer un processus de traitement et de classification basé sur les historiques de plans déterministes échangés entre 2 acteurs. Il permet de caractériser les incertitudes liées à l'horizon de décision. Ces incertitudes sont caractérisées sous forme d'intervalle d'incertitude sur des groupes d'horizons que nous identifions. Ainsi, même si des acteurs s'envoient des plans déterministes, il est possible d'appliquer un modèle d'incertitude aux plans reçus. Cette partie du travail est dans la continuité des travaux de Tiss (2022) qui avait proposé un outil d'aide à la décision mais basé sur des incertitudes données par des experts. Ici, nous les construisons à partir des données des plans passés.

De plus, nous avons étudié, par simulation d'une chaîne logistique, la possibilité d'observer les impacts des décisions des décideurs orientées stabilité ou agilité sur la nervosité des plans échangés. Une stratégie orientée agilité contribue à augmenter la nervosité de la chaîne logistique.

De plus, nous avons intégré ces propositions dans un outil d'aide à la décision permettant ainsi aux décideurs d'analyser les incertitudes pour différents couples (filiale et produit) et de simuler l'impact de stratégies comportementales sur la nervosité de la chaîne.

Après avoir analysé et observé plusieurs données industrielles pour différents couples (site x produit), nous avons constaté que les incertitudes sont souvent présentes à l'horizon court terme, c'est-à-dire dans les premières périodes de planification. Ce qui est contradictoire avec la notion d'horizon gelé.

La deuxième contribution de cette thèse consiste en une nouvelle approche de résolution pour les problèmes de lot sizing, basée sur les méthodes de compilation de connaissance.

Cette approche vise à stocker dans une représentation compacte et facilement interrogeable un ensemble de solutions d'un problème. Deux types de problèmes de lot sizing (mono et multi-produit) ont été traités avec deux objectifs différents : (i) permettre à un décideur d'avoir une approche interactive dans la phase de construction d'un plan et (ii) permettre à un fournisseur de récupérer un modèle compilé de ses clients pour en exploiter les degrés de liberté. Trois algorithmes ont été développés pour traiter des requêtes du décideur : les restrictions sur les quantités de production, ou sur les stocks ou sur la fonction objectif. Ensuite, l'environnement a été élargi à deux entités collaborant par des compilations partagées. Nous avons proposé un algorithme qui permet de construire un modèle compilé de solutions au format *Mdd* pour le problème multiproduits avec capacité. De plus, une formulation mathématique du problème de planification du CDC intègre l'ensemble des plans possibles issus d'un client et exprimés sous la forme d'un *Mdd*. Une étude comparative avec l'approche classique de partage d'un plan unique entre les deux acteurs a montré les avantages en terme d'optimisation globale des coûts de la chaîne et les limites en terme d'impact sur les temps de résolution. Il est ainsi mis en exergue les conditions de coûts où cette approche devient particulièrement intéressante. On peut aussi noter que les limites calculatoires poussent le décideur à utiliser cette approche dans des parties particulièrement sensibles de l'horizon de planification, ou juste avec certains fournisseurs (qui peuvent être identifiés par exemple en utilisant les méthodes proposés dans la section (4.5)).

Les travaux de recherche ont fait l'objet de trois articles dans des conférences internationales : (Khellaf et al., 2022 ; Khellaf et al., 2021) et (Khellaf et al., 2020).

7.2 Perspectives et pistes d'améliorations

Cette section aborde les nouvelles voies d'amélioration susceptibles d'être explorées ou étendues. Ces pistes concernent plusieurs chapitres.

7.2.1 Étendre les modèles à la prise en compte des estimations historiques

Lorsque les incertitudes estimées sont déterminées grâce au processus proposé dans cette thèse (voir la figure 4.2 du chapitre 5), les décideurs se demandent toutefois comment les incorporer dans leur modèle. A titre d'exemple, on peut considérer le modèle entre *CDC* vers *Usine* avec la prise en compte des incertitudes quantifiées sur l'historique des plans issus des clients du CDC, à savoir les filiales. Une idée pourrait être d'utiliser l'incertitude sur le besoin des filiales comme une possibilité de choix par le CDC, comme indiqué dans la contrainte (c2.6) du modèle ci-dessous. Lorsque le poids de l'historique est faible, le modèle favorise la stabilité du besoin d'approvisionnement (NBA), ce qui conduit à la stabilité du besoin de production (BP). En revanche, lorsque le poids de l'historique est fort, le modèle force l'adaptation de (NBA) aux variations du besoin (BA) reçu et le décideur est amené à trouver un équilibre entre la stabilité et l'agilité de sa décision. Ainsi, la prise en compte de l'incertitude permet de relativiser les variations (BA) reçues. L'intérêt d'un tel modèle demande à être étudié. Ce modèle pourrait être intégré sans trop de difficulté à notre premier outil.

Entrée :	
$\omega_{p,t}^{Histo}$	Poids attribué à la prise en compte des données historiques pour le produit p à la période t
L_t	La limite inférieure de l'ensemble d'incertitude à la période (horizon) t
U_t	La limite supérieure de l'ensemble d'incertitude à la période (horizon) t
$BA_{p,t}^c$	Besoin d'approvisionnement pour le produit p à la période t au cycle c
$BP_{p,t}^c$	Quantité planifiée (Besoin à produire) du produit p à la période t au cycle c
$NBA_{p,t}^c$	Nouveau besoin d'approvisionnement pour le produit p à la période t au cycle c
Sortie : en plus des sorties classique de CDC to Usine :	
$H_{p,t}$	La décision de prendre en considération les historiques $H_{p,t} \in \mathbb{B}$ pour le produit p à la période t

$$Min \sum_{t \in [HL-1], p \in [P]} \omega_{p,t}^{Appro} * (A_{p,t}^c + D_{p,t}^c) + \omega_{p,t}^{stock} * (R_{p,t}^c + S_{p,t}^c) + \omega_{p,t}^{Rupture} * B_{p,t}^c + \omega_{p,t}^{Histo} * H_{p,t} \quad (7.1)$$

$$(c2.2) \quad BP_{p,t}^c = NBA_{p,t}^c + B_{p,t-1}^c + I_{p,t-1} - (I_{p,t-1} + B_{p,t}^c) \quad t \in 1, \dots, H$$

$$(c2.3) \quad R_{p,t}^c - S_{p,t}^c = I_{p,t}^c - SO_{p,t}^c \quad t \in 1, \dots, H$$

$$(c2.4) \quad A_{p,t}^c - D_{p,t}^c = BP_{p,t}^c - BP_{p,t}^{c-1} \quad t \in 1, \dots, H-1$$

$$(c2.5) \quad SO_{p,t}^c = \sum_{j=t}^{t+offst} D_{p,j} \quad t \in 1, \dots, H$$

$$(c2.6) \quad \boxed{BA_{p,t}^c + L_t * H_{p,t} \leq NBA_{p,t}^c \leq BA_{p,t}^c + U_t * H_{p,t}} \quad t \in 1, \dots, HG$$

$$(c2.7) \quad BP_{p,t}^c = BP_{p,t}^{c-1} \quad t \in 1, \dots, HG$$

$$(c2.8) \quad BP_{p,j}, A_{p,t}, D_{p,t}, S_{p,t}, R_{p,t}, I_{p,t}, B_{p,t} \in \mathbb{N} \geq 0 \quad t \in 1, \dots, T$$

7.2.2 Perspectives à moyen terme et long terme

- **A propos du processus de classification et d'estimation des incertitudes provenant des plans historiques** : La connaissance des écarts observés conditionne fortement le choix de la distance, surtout dans le cas d'une distance euclidienne classique telle que nous l'avons appliquée. Les horizons ayant la plus forte variation ont un effet plus important sur les autres. Il pourrait être alors intéressant de tester d'autres distances euclidiennes normalisées proposées par (Cha, 2007 ; Muhlenbach, 2002). De plus, lorsque la collection de données réelles devient suffisamment importante, les modèles d'estimation de l'incertitude par intervalle peuvent également être différents en fonction des cycles de planification considérés. Ce qui amènerait à détecter des évolutions du modèle d'incertitude. Des extensions vers des modèles possibilistes ou statistiques pourraient aussi être intéressantes.

Enfin, la formalisation de règles de nettoyage des données permettrait un traitement automatique des données de bout en bout pour pouvoir appliquer plus efficacement la méthode proposée.

- **A propos de l'outil SECE** : Nous avons identifié deux matrices d'écart distinctes (matrice des déviations et matrice du réalisé), mais leur lien n'a pas été établi. Alors qu'elles pourraient se compléter mutuellement pour enrichir la compréhension de la situation d'instabilité des acteurs. Dans une perspective visant à caractériser les comportements des acteurs, il serait utile de développer une métrique basée sur une fonction d'appartenance (une distance entre la matrice de similarité et des matrices de référence) à des typologies de comportements de décideur. Cela permettrait d'enrichir les typologies d'acteurs quand des comportements similaires de référence n'existent pas.

- **A propos de la compilation de connaissance des problèmes de lot sizing** : Nous avons jusqu'à présent étudié uniquement le cas des requêtes indépendantes. Il serait pertinent d'explorer les possibilités de combinaison de deux requêtes en utilisant l'opérateur

d'intersection entre les deux Mdd de chaque requête, comme proposé par (Ciré, 2014), et d'étudier leur complémentarité sur les arcs des Mdds. Par ailleurs, la requête sur le coût peut être exprimée sous forme d'un intervalle borné, c'est-à-dire une borne inférieure et une borne supérieure, lorsque le problème est complètement résolu dans la phase hors ligne. Pour répondre à cette exigence, il est possible de considérer l'ajout d'attributs F et B, tels que proposés par Gentzel et al. (2020).

Une possibilité pour accroître la vitesse de construction des Mdds consiste à adopter la méthode proposée par Perez et al. (2018). Elle consiste à paralléliser les algorithmes de création, de réduction, d'intersection et autres opérations pour les Mdds. En outre, il est envisageable d'avoir recours à une heuristique pour préciser la taille et la largeur des Mdd, ce qui est également utilisé par Gentzel et al. (2020). Ainsi, lorsque les données ou les préférences des planificateurs changent de manière significative dans les requêtes futures, il pourrait être plus efficace de résoudre le problème à chaque fois. Car les résultats précédents pourraient ne plus être pertinents. Ainsi, le choix entre la compilation et la résolution de problème dépendra des besoins spécifiques de chaque problème.

La réalité des chaînes logistiques implique souvent la présence de plusieurs filiales et de produits partagés au niveau du centre de distribution. Prendre en compte cette structure est donc une voie importante pour valider l'idée de compilation de connaissances au niveau global de la chaîne logistique. Notre travail actuel peut être étendu de deux manières :

- À court terme, nous envisageons de mettre en œuvre nos propositions pour résoudre un problème du MIP global, qui prend en compte simultanément les deux modèles du MIP (CDC et filiales). Ainsi que pour des cas impliquant différents paramètres supplémentaires tels que la rupture de stock ou la présence de plusieurs filiales.
- À moyen et long terme, nous souhaitons poursuivre notre réflexion sur l'optimisation du temps de résolution pour le cas de la non-discrétisation des quantités de taille de lot de production, et comparer cette approche basée sur la compilation à d'autres méthodes en utilisant des simulations. Nous questionnons ainsi l'intérêt que peut présenter notre approche pour un processus à horizon glissant.

8

Annexe

8.1	Génération des demandes présentes dans le jeu simulé	129
8.2	Modèle d'optimisation des acteurs	131
8.3	Conception générale de notre outil SECE	135
8.4	Exemple de compilation sous trois langages	137

8.1 Génération des demandes présentes dans le jeu simulé

Dans la section 4.4, la matrice M indique les écarts relatif des quantités du triangle bleu dans la figure 8.1. Les valeurs de ma matrice M sont générées aléatoirement selon des lois de probabilités uniformes qui correspondent aux consignes données dans la section 4.4 :

- Sur les colonnes h2 à h4 : la loi de probabilité est uniforme sur les intervalles $[-0.6; -0.5] \cup [0.5; 0.6]$;
- Sur le colonnes h5 à h8, la loi de probabilité est uniforme sur les intervalles $[-0.5; -0.3] \cup [0.3; 0.5]$;
- Sur le colonnes h9 à h12, la loi de probabilité est uniforme sur les intervalles $[-0.2; 0.2]$;

Néanmoins, on peut se demander à quel ensemble de plans glissants correspond une telle matrice M. Des propriétés doivent en particulier être considérées sur les plans cumulés :

- (1) Pour $c = 0$ et $t \leq H$, il faut que :

$$Q_1^0 \leq Q_2^0 \leq Q_3^0 \leq Q_4^0 \leq \dots \leq Q_{t-1}^0 \leq Q_t^0$$

- (2) Pour $c > 0$ et $t > H$, il faut que :

$$Q_t^0 \leq Q_{t+1}^1 \leq \dots \leq Q_{t+c-1}^{c-1} \leq Q_{t+c}^c$$

Pour respecter (1), la génération des quantités de la demande (en triangle rouge), avec $h_i = 1 + M_{i,1} \in M$ se fait de la manière suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l}
 t = 1 \quad \rightarrow \quad Q_1^0 = 0 \\
 t = 2 \quad \rightarrow \quad Q_2^0 = Q_1^0 * \frac{1}{h_2} * \max\{1, h_2\} \\
 t = 3 \quad \rightarrow \quad Q_3^0 = Q_2^0 * \frac{h_2}{h_3} * \max\{1, h_2, h_3/h_2\} \\
 t = 4 \quad \rightarrow \quad Q_4^0 = Q_3^0 * \frac{h_2}{h_4} * \max\{1, h_2, h_3/h_2, h_4/h_3\} \\
 2 < t \leq H \quad \rightarrow \quad Q_t^0 = Q_{t-1}^0 * \frac{h_{t-1}}{h_t} * \max\{1, h_2, h_i/h_{i-1}\}_{i=3}^t
 \end{array} \right.$$

Pour respecter (2), le rapport entre la quantité cumulée à une période donnée Q_t^c et celle calculée pour le cycle précédent Q_{t-1}^{c-1} (dans le triangle bleu) doit respecter un ensemble de ratios entre les observations de M. Nous prenons le max pour nous assurer de les respecter. Ainsi :

$$\left\{ \begin{array}{l}
 t = H + 1 \quad \rightarrow \quad Q_{t+1}^1 = Q_t^0 * \frac{M_{1,12}}{M_{2,12}} * \max\{1, M_{2,2}, M_{2,3}/M_{1,2}, \dots, M_{2,12}/M_{1,11}\} \\
 H + 1 < t < C \quad \rightarrow \quad Q_{t+1}^c = Q_t^{c-1} * \frac{M_{c,H}}{M_{c+1,H}} * \max\{1, M_{c+1,2}, M_{c+1,i+1}/M_{c,i}\}_{i=2}^H
 \end{array} \right.$$

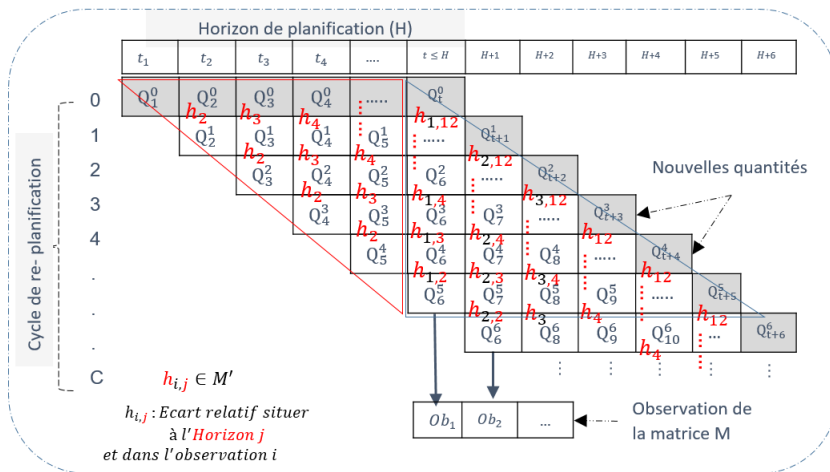


Figure 8.1 – La création de nouvelles demandes en fonction de la matrice M

Ci-après une illustration. La figure 8.2 traduit la bijection de la matrice $M'=1+M$ et les plans glissants. Les plans glissants ont été générés à partir de la matrice M' en utilisant les formules précédentes. En retour, la matrice M' a été retrouvée en appliquant le calcul des écarts relatifs indiqués au 4.2.2.

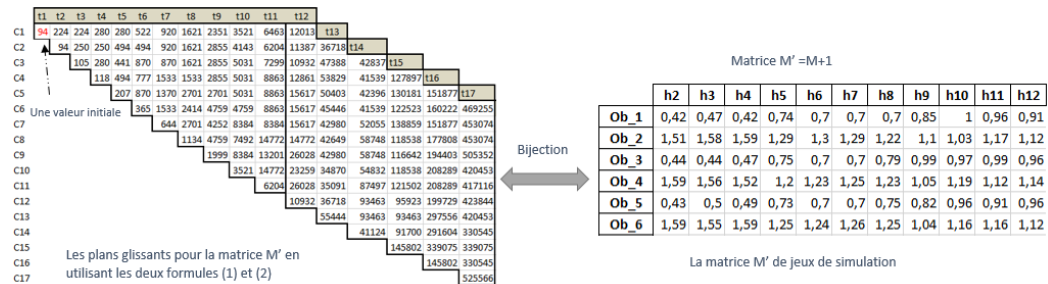


Figure 8.2 – Exemple de generation des nouvelles demandes par la matrice M

8.2 Modèle d'optimisation des acteurs

Les modèles d'optimisation utilisés pour la simulation des comportements des acteurs de la chaîne logistique dans la planification à un horizon glissant. Avec des Entrées partagées par tous les modèles, ci-dessous :

Entrée :	
$\omega_{p,t}^{Stock}$:	Poids attribué à l'écart par rapport au stock cible du produit p pour la période t
$\omega_{p,t}^{Appro}$:	Poids attribué à l'écart par rapport au plan précédent du produit p pour la période t
$\omega_{p,t}^{Rupture}$	Poids attribué à la rupture du produit p pour la période t
$\omega_{p,t}^{Cumul}$	Poids attribué à cumul du produit p pour la période t dans le modèle <i>usine2cdc</i>

- De la filiale vers le centre de la distribution CDC

Partant des réponses des distributeurs (plans d'approvisionnement), et des besoins des clients (des filiales), ainsi que de l'état des stocks locaux de chaque filiale projeté dans le temps selon le processus de planification hebdomadaire, l'acteur est chargé de valider les prévisions de ventes, et en conséquence d'émettre un besoin d'approvisionnement à la centrale de distribution.

Entrée :	
$D_{p,t}^c$	Demande du produit p à la période t au cycle planification c
Sortie :	
$BA_{p,t}^c$	Quantité planifiée (besoin d'approvisionnement) du produit p pour la période t au cycle c

$$Min \sum_{t \in [HL-1], p \in [P]} \omega_{p,t}^{Appro} * (A_{p,t}^c + D_{p,t}^c) + \omega_{p,t}^{stock} * (R_{p,t}^c + S_{p,t}^c) + \omega_{p,t}^{Rupture} * B_{p,t}^c \quad (8.1)$$

$$(c1.2) \quad BA_{p,t}^c = D_{p,t}^c + B_{p,t-1}^c + I_{p,t-1} - (I_{p,t-1} + B_{p,t}^c) \quad t \in 1, \dots, H$$

$$(c1.3) \quad R_{p,t}^c - S_{p,t}^c = I_{p,t}^c - SO_{p,t}^c \quad t \in 1, \dots, H$$

$$(c1.4) \quad A_{p,t}^c - D_{p,t}^c = BA_{p,t}^c - BA_{p,t}^{c-1} \quad t \in 1, \dots, H - 1$$

$$(c1.5) \quad SO_{p,t}^c = \sum_{j=t}^{t+offst} D_{p,j} \quad t \in 1, \dots, H$$

$$(c1.6) \quad BA_{p,t}^c = BA_{p,t}^{c-1} \quad t \in 1, \dots, HG$$

$$(c1.7) \quad BA_{p,j}, A_{p,t}, D_{p,t}, S_{p,t}^c, R_{p,t}^c, I_{p,t}, B_{p,t}^c \in \mathbb{N} \geq 0 \quad t \in 1, \dots, T$$

- Du centre de la distribution CDC vers la manufacture :

Le responsable du cdc se charge de planifier les besoins à produire, en prenant en considération des délais de livraison, par exemple d'une semaine et en livrant à l'usine un besoin à produire (BP) en fonction des besoins d'approvisionnement (BA) réceptionné de la filiale.

Entrée :	
$BA_{p,t}^c$	Besoin d'approvisionnement du produit p à la période t au cycle planification c
Sortie :	
$BP_{p,t}^c$	Quantité planifiée (Besoin à produire) du produit p pour la période t au cycle c

$$Min \sum_{t \in [HL-1], p \in [P]} \omega_{p,t}^{Appro} * (A_{p,t}^c + D_{p,t}^c) + \omega_{p,t}^{stock} * (R_{p,t}^c + S_{p,t}^c) + \omega_{p,t}^{Rupture} * B_{p,t}^c \quad (8.2)$$

$$(c2.2) \quad BP_{p,t}^c = BA_{p,t}^c + B_{p,t-1}^c + I_{p,t-1} - (I_{p,t-1} + B_{p,t}^c) \quad t \in 1, \dots, H$$

$$(c2.3) \quad R_{p,t}^c - S_{p,t}^c = I_{p,t}^c - SO_{p,t}^c \quad t \in 1, \dots, H$$

$$(c2.4) \quad A_{p,t}^c - D_{p,t}^c = BP_{p,t}^c - BP_{p,t}^{c-1} \quad t \in 1, \dots, H - 1$$

$$(c2.5) \quad SO_{p,t}^c = \sum_{j=t}^{t+offset} D_{p,j} \quad t \in 1, \dots, H$$

$$(c2.6) \quad BP_{p,t}^c = BP_{p,t}^{c-1} \quad t \in 1, \dots, HG$$

$$(c2.7) \quad BP_{p,j}, A_{p,t}, D_{p,t}, S_{p,t}, R_{p,t}, I_{p,t}, B_{p,t} \in \mathbb{N} \geq 0 \quad t \in 1, \dots, T$$

- De la manufacture au centre de distribution cdc :

Celui-ci est responsable de vérifier que les besoins de production du distributeur reçu sont satisfaits et d'émettre un plan de production correspondant à ces besoins après équilibrage entre la charge et les capacités, sans pour autant effectuer des sotcks.

Entrée :	
$BP_{p,t}^c$	Besoin à produire du produit p pour la période t au cycle c
M_{Fam}	Taille du lot de la famille Fam
$Cap_{p,t}$	Capacités maximales de conditionnement de la ressource r pour la période t
$Ch_{p,t}$	Charge exigée pour la production du produit p pour la période t au cycle c
Sortie :	
$PDP_{p,t}^c$	Quantité planifiée (Programme Directeur de Production) du produit p pour la période t au cycle c
$CD_{p,t}^c$	Livraisons cumulées en excès du besoin du produit p pour la période t au cycle c

$$Min \sum_{t \in [HL-1], p \in [P]} \omega_{p,t}^{Appro} * (A_{p,t}^c + D_{p,t}^c) + \omega_{p,t}^{Cumul} * CD_{p,t}^c + \omega_{p,t}^{Rupture} * B_{p,t}^c \quad (8.3)$$

$$(c3.1) \quad PDP_{p,t}^c = BP_{p,t}^c + B_{p,t-1}^c + CD_{p,t-1} - (CD_{p,t-1} + B_{p,t}^c) \quad t \in 1, \dots, H$$

$$(c3.2) \quad \sum_p^{Fam} PDP_{p,t}^c = M_{Fam} * Y_{Fam} \quad t \in 1, \dots, H$$

$$(c3.3) \quad \sum_p^{Fam} Ch_{p,t}^c * PDP_{p,t}^c \leq Cap_{p,t} \quad t \in 1, \dots, H$$

$$(c3.4) \quad A_{p,t}^c - D_{p,t}^c = PDP_{p,t}^c - PDP_{p,t}^{c-1} \quad t \in 1, \dots, H - 1$$

$$(c3.5) \quad PDP_{p,t}^c = PDP_{p,t}^{c-1} \quad t \in 1, \dots, HG$$

$$(c3.6) \quad PDP_{p,j}^c, A_{p,t}^c, D_{p,t}^c, CD_{p,t}^c, B_{p,t}^c \in \mathbb{N} \geq 0 \quad t \in 1, \dots, T$$

- Du centre de distribution cdc vers la filiale

Entrée :	
$BA_{f,p}^c$	Besoin d'approvisionnement de la filiale f du produit p pour la période t au cycle c
PDP_f^c	Plan directeur de production de l'usine pour le produit p pour la période t au cycle c
$PA_{f,p}^{c-1}$	Plan d'approvisionnement de la filiale f du produit p pour la période t au cycle $c-1$
$SO_{p,t}^c$	Stock objectif du produit p pour la période t au cycle c
Sortie :	
$PA_{f,p}^c$	Plan d'approvisionnement de la filiale f du produit p pour la période t au cycle c
$I_{p,t}^c$	Stock du produit p à la fin de la période t au cycle c
$B_{p,t}^c$	Rupture du produit p pour la période t au cycle c
$R_{p,t}^c$	Quantité supérieure de stock objective (Sur stock) pour le produit p à la période t
$S_{p,t}^c$	Quantité inférieure de stock objective (Sous stock) pour le produit p à la période t
$A_{p,t}^c$	Quantité ajoutée à la quantité programmée pour le produit p à la période t
$D_{p,t}^c$	Quantité réduite à la quantité programmée pour le produit p à la période t

$$\text{Min} \sum_{t \in [HL-1], p \in [P]} \omega_{p,t}^{Appro} * (A_{p,t}^c + D_{p,t}^c) + \omega_{p,t}^{stock} * (R_{p,t}^c + S_{p,t}^c) + \omega_{p,t}^{Rupture} * B_{p,t}^c \quad (8.4)$$

$$\begin{aligned} (c1.2) \quad & PA_{f,p,t}^c = BA_{f,p,t}^c + B_{p,t-1}^c - B_{p,t}^c & t \in 1, \dots, H \\ (c1.3) \quad & R_{p,t}^c - S_{p,t}^c = I_{p,t}^c - SO_{p,t}^c & t \in 1, \dots, H \\ (c1.4) \quad & A_{p,t}^c - D_{p,t}^c = PA_{f,p,t}^c - PA_{f,p,t}^{c-1} & t \in 1, \dots, H-1 \\ (c1.5) \quad & I_{p,t-1}^c + PDP_{p,t}^c = \sum_{f \in [F]} PA_{f,p,t+dt}^c + I_{p,t}^c & t \in 1, \dots, HL \\ (c1.6) \quad & SO_{p,t}^c = \sum_{j=t}^{t+ofst} BA_{f,p,j} & t \in 1, \dots, H \\ (c1.7) \quad & PA_{f,p,t}^c = PA_{f,p,t}^{c-1} & t \in 1, \dots, HG \\ (c1.4) \quad & PA_{f,p,t}^c, BA_{f,p,j}, A_{p,t}, D_{p,t}, S_{p,t}^c, R_{p,t}^c, I_{p,t}, PDP_{p,t}^c, B_{p,t}^c \in \mathbb{N} \geq 0 & t \in 1, \dots, T \end{aligned}$$

8.3 Conception générale de notre outil SECE

L'entrée de données peut être réalisée en établissant une connexion avec la base de données SQL pour récupérer les données de la chaîne simulée ou réelle, ou en important les données à horizon glissant à partir d'un fichier Excel.

Les deux types de sorties sont disponibles dans cet outil de développement :

(i) Des sorties visuelles qui permettent à l'utilisateur d'explorer visuellement et d'analyser ses paramètres. Parmi ces sorties, il y a la matrice des écarts d'instabilité d'un couple (sit x produit) et leur regroupement, ainsi que les estimations correspondantes.

(ii) La sortie dédiée à l'estimation des incertitudes permet à l'utilisateur de sélectionner un plan particulier et un degré de confiance souhaité, et fournit une estimation de la variabilité des résultats possibles autour de ce plan en fonction des historiques des entrées. Les résultats sont présentés sous forme de plage de valeurs possibles pour chaque période de plan.

Outil SECE

Les deux figures ci-dessous présentent les différentes formes d'interactivité envisageables par un utilisateur :

Dans la partie 1 : Nous générons des données en fonction de la demande stable ou non, et du nombre de période et du nombre de re planifications et de stratégies appliquées à chaque

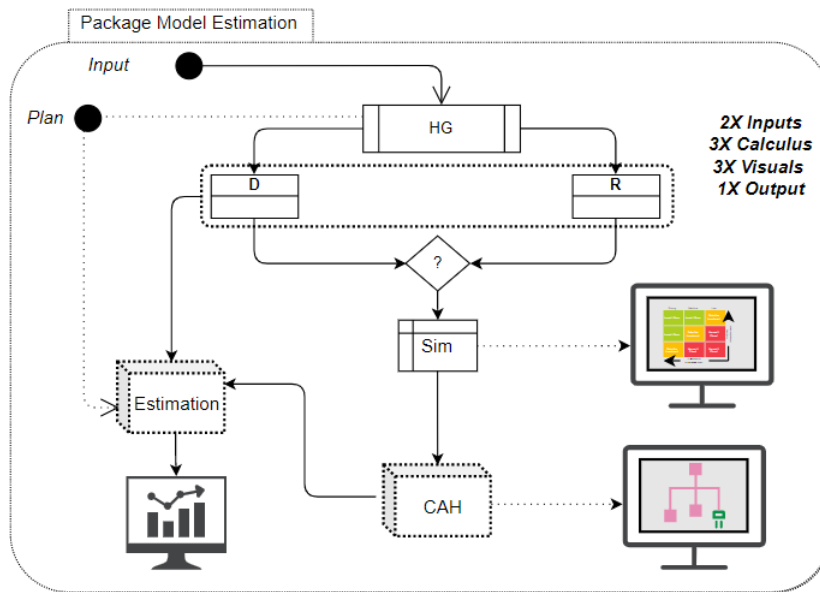


Figure 8.3 – Package de caractérisation et d’estimation des incertitudes à travers les historiques implanté sous python

acteur.

Dans la partie 2 : lorsque nous disposerons des données dans la base de données SQL, nous pourrons faire plusieurs choix : analyser les données simulées, ou bien analyser les données réelles du PFDC, ou bien encore analyser les données par importation à partir d’un fichier qui contient les données du plan glissant.

Dans la troisième partie, nous procédons à l’analyse des écarts selon différents points de vue, puis nous établissons une matrice d’écarts spécifique pour cet acteur, et nous estimons l’incertitude qui en découle.

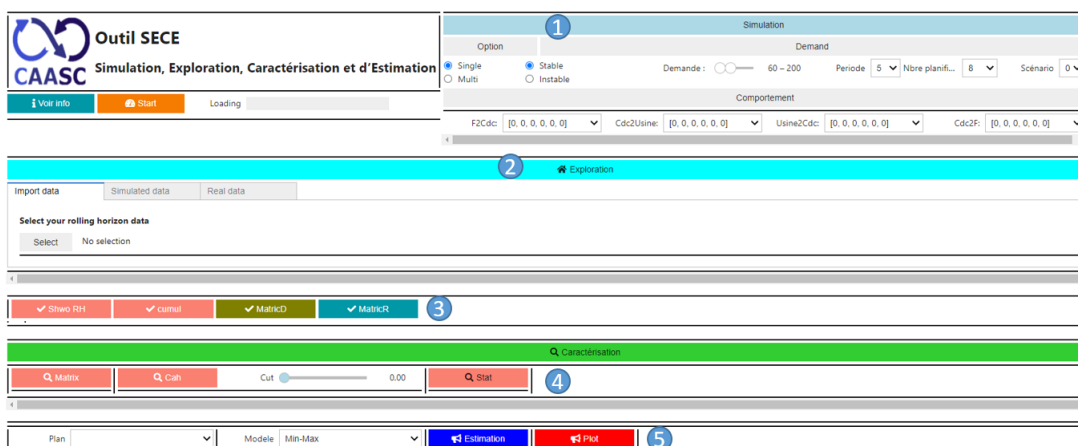


Figure 8.4 – Une présentation globale de l’outil de simulation, d’exploration et d’estimation

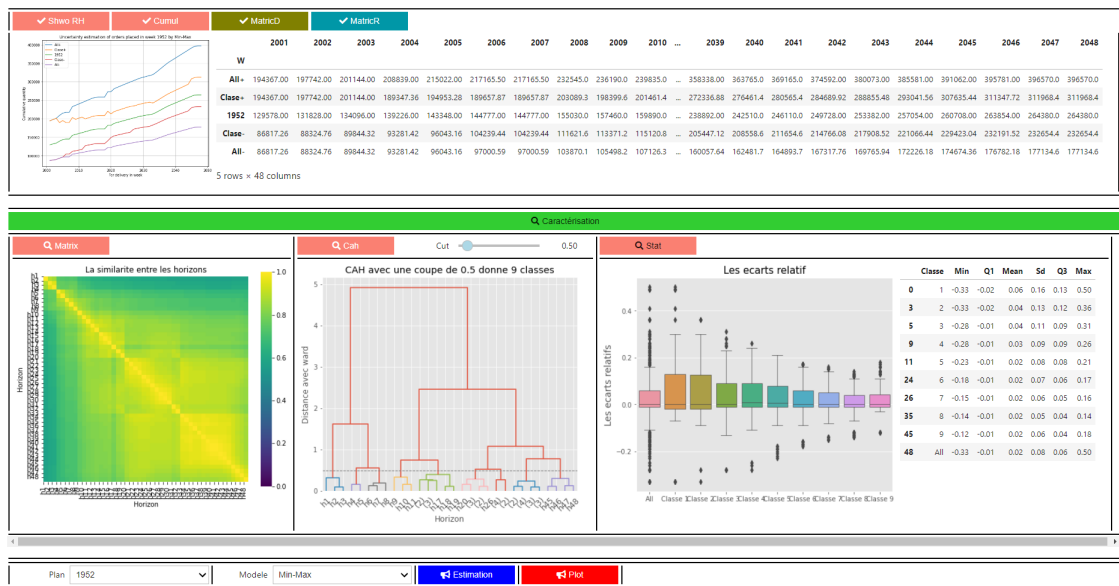


Figure 8.5 – Les trois visualisation sur des données réel de la filiale France en 2019

8.4 Exemple de compilation sous trois langages

Regroupement des Mdds de multi-produit d'une filiale

```

def CalculMatriceEcartDeCumule(Data_HG): # La fonction qui calcul Les matrices D OR R a partir de Data_HG (C1).
    df=Data_HG.copy();horizon=df.shape[1]-df.shape[0] # Trouver l'horizon de la planif
    MatEcrAbs=np.zeros((df.shape[0]-1,horizon)) # M_Ecart absolue
    MatEcrRltv=np.zeros((df.shape[0]-1,horizon)) # M_ecart relative
    MatEcrSen=np.zeros((df.shape[0]-1,horizon)) # M_Ecart normal
    MatEcrBin=np.zeros((df.shape[0]-1,horizon)) # Sens de variation
    for i in range(0,df.shape[0]-1): #Parcourir Les ligne de table pour calculer Les matrice ecart absolue et relative
        for j in range(0,horizon):
            #print(df.iloc[i+1,j+i+1],df.iloc[i,j+i+1],i,j)
            MatEcrAbs[i,j] =np.abs(df.iloc[i+1,j+i+1]-df.iloc[i,j+i+1]);MatEcrSen[i,j] =df.iloc[i+1,j+i+1]-df.iloc[i,j+i+1];
            MatEcrBin[i,j] = 1 if df.iloc[i+1,j+i+1]>df.iloc[i,j+i+1] else -1;
            if df.iloc[i,j+i+1]!=0 :
                MatEcrRltv[i,j] =(df.iloc[i+1,j+i+1]-df.iloc[i,j+i+1])/df.iloc[i,j+i+1];
            MatEcrAbs=MatEcrAbs.astype(int);MatEcrRltv=np.around(MatEcrRltv,2)
            MatEcrAbs = pd.DataFrame(MatEcrAbs); MatEcrRltv = pd.DataFrame(MatEcrRltv);MatEcrSen = pd.DataFrame(MatEcrSen)
            MatEcrBin = pd.DataFrame(MatEcrBin).astype(int)
    #dEA.drop([0],0,inplace=True)
    MatEcrAbs=MatEcrAbs.rename(columns = lambda x : "h%d" % (x,));MatEcrAbs=MatEcrAbs.rename(index = lambda x : "i_ %d" % (x
    MatEcrRltv=MatEcrRltv.rename(columns = lambda x : "h%d" % (x+1,));MatEcrRltv=MatEcrRltv.rename(index = lambda x : "i_ %d
    MatEcrBin=MatEcrBin.rename(columns = lambda x : "h%d" % (x,));MatEcrBin=MatEcrBin.rename(index = lambda x : "i_ %d" % (x
    MatEcrSen=MatEcrSen.rename(columns = lambda x : "h%d" % (x+1,));MatEcrSen=MatEcrSen.rename(index = lambda x : "i_ %d" % (x
    return MatEcrAbs,MatEcrRltv,MatEcrBin,MatEcrSen

def SimOfDorR(DorR, visuel): # La fonction de calcul et d'affichage de La matrice M qui prend soit D soit R (C2)
    Sim=np.zeros((DorR.shape[1],DorR.shape[1]))
    for i in range(0,DorR.shape[1]):
        for j in range(0,DorR.shape[1]):
            Sim[i,j] =1/(1+ distance.euclidean(DorR.iloc[:,j], DorR.iloc[:,i]))# La metrique
    Sim = pd.DataFrame(Sim); Sim=np.around(Sim,2)
    Sim=Sim.rename(columns = lambda x : "h%d" % (x+1,));Sim=Sim.rename(index = lambda x : "h%d" % (x+1,))
    if visuel==1 :
        plt.figure(figsize=(7, 6))
        mask = np.triu(np.ones_like(Sim, dtype=int))
        sns.heatmap(Sim, annot=False, cmap="viridis", vmin=0, vmax= max(Sim.max()), square=True)
        plt.xticks(range(len(Sim.columns)), Sim.columns)
        plt.yticks(range(len(Sim.columns)), Sim.columns)
        plt.title("La similarite entre les horizons")
        plt.xlabel('Horizon')
        plt.ylabel('Horizon')
    return Sim

def ClassCahOfMatrix(Sim,Coupe, visuel):# La fonction qui prend la matrice de simalairte et afficher Le dendrogram (C3)
    Z = hac.linkage(Sim, method='ward', optimal_ordering = True)
    classe_output = pd.DataFrame({"Horizon":Sim.index.tolist(), "Classe":fcluster(Z, t=Coupe, criterion='distance')})
    if visuel==1 :
        plt.figure(figsize=(7, 6))
        hac.dendrogram(Z,truncate_mode='lastp',labels=Sim.columns,leaf_font_size=12., color_threshold=Coupe)#, color_thresh
        plt.title('CAH avec une coupe de '+str(Coupe)+' donne ' + str(np.unique(classe_output.Classe).size) + ' classes')
        plt.xlabel('Horizon')
        plt.ylabel('Distance avec ward')
        plt.axhline(y=Coupe,c='grey', lw=1, linestyle='dashed');
    #print(classe_output)
    return classe_output

```

Figure 8.6 – Les trois fonctions de calcul développées en python dans le cadre du processus présenté ci-dessus

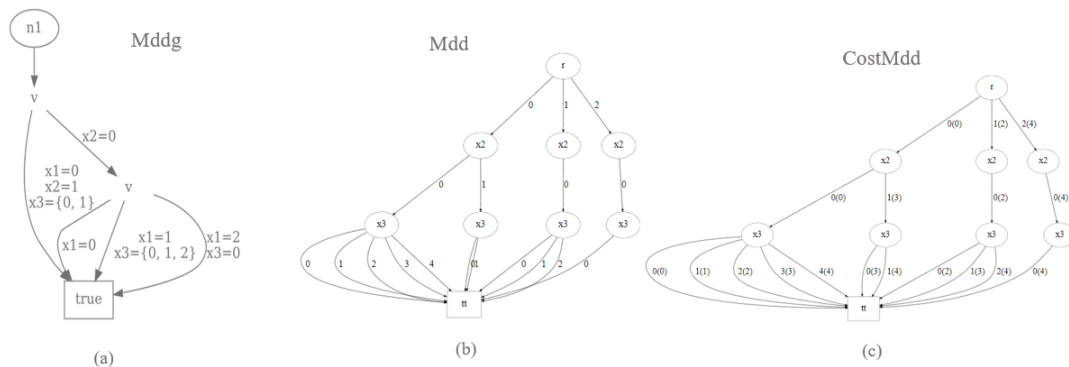


Figure 8.7 – Exemple de compilation de $2x_1 + 3x_2 + x_3 \leq 4$ avec $x_i \in [0, 4]$ en Mddg en Mdd et en CostMdd

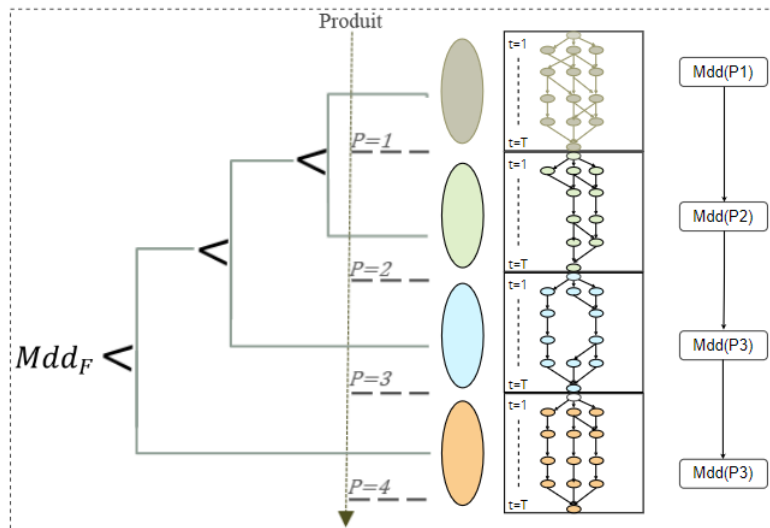


Figure 8.8 – Le principe de regroupement des Mdds de multi produit d'une filiale

Table des figures

1.1	Chiffre d'affaire du groupe Pierre Fabre et des deux branchés d'activités	10
1.2	Présence du groupe PIERRE FABRE dans le monde	10
1.3	La chaîne logistique Pierre Fabre Dermo-Cosmétique	11
1.4	Processus collaboratif de replanification chez PFDC (Tiss, 2022)	12
2.1	Représentation des deux principaux types de flux (Habib, 2011)	16
2.2	Différents structures de la chaîne logistique (Galasso, 2007)	17
2.3	Maison du SCM d'après (Stadtler et al., 2005)	18
2.4	Matrice de planification de la chaîne logistique (Stadtler et al., 2005)	20
2.5	Mode de gestion des flux (Arnold et al., 2007)	20
2.6	Les différentes approches de la coordination (Hosang et al., 2008)	21
2.7	Principe de planification à horizon glissant (Dolgui et al., 2007)	23
3.1	La classification de l'état de l'art	28
3.2	Les modèles de lot sizing de planification tactique (Lemoine, 2008)	29
3.3	Classification du problème de lot sizing (Karimi et al., 2003)	31
3.4	Image de l'effet 'Bullwhip' dans une chaîne logistique (Dai et al., 2017)	41
3.5	Diverses origines de l'incertitude suivant (Andersen et al., 2014)	42
3.6	Architecteur de concept de compilation de connaissance (Umut, 2017)	51
3.7	Deux règles (R1, R2) de réduction dans les BDDs	54
3.8	Un exemple de compilation d'un tuple (a) vers deux langages booléens, l'OBDD avec l'ordre des variables $x_1 < x_2 < x_3$ (b) et le ROBDD (c) Kissmann et al., 2014	54
3.9	Exemple de compilation Mdds seulement le domaine de $x_i \in \{0, 5, 10\}$ (a), la contrainte : $x_1 + 2x_2 + 3x_3 \leq 15$ avec le domaine de x_i et le Mdd réduit en (c)	55

3.10	Exemple d'intersection entre deux Mdds ($mdd(r1r2)=mdd(r1) \cap mdd(r2)$) : (a) $x_1 + 2x_2 + 3x_3 \leq 15$, (b) $2x_1 + 3x_2 + x_3 \leq 15$ avec le domaine de $x_i \in \{0, 5, 10\}$ et (c) l'intersection des deux Mdds	56
3.11	Exemple de compilation VDDs la contrainte : $2x_1 + 3x_2 + x_3 \leq 4$ avec $x_i \in \{0, \dots, 4\}$ vers les différentes structures : tuple (a), ADD (b) et SLDD (c)	57
3.12	La compilation de l'exemple la de figure 3.9 avec la fonction de coût : $\sum_{i=1}^3 c_i * x_i$ avec $c_i = 1$	58
3.13	Classification du langage cible par famille de diagrammes de décision	58
4.1	Les plans glissant d'un couple (site x produit)	64
4.2	Processus de caractérisation et d'estimation des incertitudes à travers les historiques	68
4.3	Exemple de similarité entre des classes (Kaufman et al., 1991)	71
4.4	Extrait des écarts relative de la matrice (R)	73
4.5	Similitude euclidienne et dendogramme obtenues sur la matrice Sim Sim	74
4.6	Estimation des incertitudes autour du plan cumulé selon les écarts de l'ensemble (full) et les écarts des classes (cah)	76
4.7	Processus de planification à horizon glissant (Tiss, 2022)	77
4.8	Le volume de données collectées en (%) par filiale	78
4.9	Modèle de données de planification sous incertitudes (Tiss, 2022)	78
4.10	Visualisation des données de PFDC sous power BI	79
4.11	Visualisation des classes d'horizon de All	80
4.12	Les écarts relatif pour le cas de toutes l'historique	81
4.13	Les écarts de trois classes par ordre chronologique	82
5.1	Les plans et besoins échangés entre les acteurs de la chaîne étudiée	84
5.2	Les besoins et réponses échangés entre les acteurs de la chaîne étudiée	85
5.3	Un aperçu de l'ensemble des fonctionnalités de notre outil	88
5.4	Partie 1 : L'interface de l'outil de simulation	89
5.5	Partie 2 : d'Exploration et de caractérisation de notre outil	89
5.6	Outil en application sous une exportation des données	91
5.7	Les incertitudes autour des programmes (1952) par les intervalles min max des classes et l'ensemble des déviations	92
5.8	Le cas de la demande stable avec saisonnalité	93
5.9	Une visualisation multidimensionnelle des instabilités chez chaque acteur lorsque la demande est stable	94
5.10	Une visualisation multidimensionnelle des instabilités chez chaque acteur lorsque la demande est instable	94
5.11	La liste des comportements d'un décideur	95

5.12	Une visualisation des types d'acteurs : les comportements distincts du planificateur Filiale de la CDC	95
6.1	Schéma général des périmètres d'application	98
6.2	Diagrammes de décision multivalués (CostM) après les phases top-down (a) et bottom-up (b).	103
6.3	Diagrammes de décision multivalués (CostM) du problème (6.1) avec une fonction de coût en top-down (a) $\Delta = 0$, en (b) $\mathcal{Q} = \{Q_2 = (* 0)\}$ et en (c) $(Q_2 = (* 0)) \wedge (\Delta = 2)$	106
6.4	Le temps nécessaire à la résolution en ligne d'un problème CLSP en conditionnant la fonction de coût	108
6.5	Identification de la position de basculement entre les stratégies	108
6.6	Un exemple de regroupements correspondant à un problème de dimensionnement de lots multi-produit sans capacité (MLSP)	111
6.7	Un exemple de compilation de contrainte de capacité $\sum_{p,t} x_{p,t} \leq Cap_t$ avec $x_{p,t} \in D_t^x$ (les arcs en rouge) $\forall x_{p,t} \in D_{p,t}^x$ (les arcs en verts)	111
6.8	Un exemple d'intersection (MddI= mddr \cap mddc) correspondant à un problème de dimensionnement de lots multi-produit avec capacité (MCLSP)	111
6.9	Schéma de simulation d'une chaîne logistique opérant avec un MIP et MDD	113
6.10	Une comparaison des coûts globaux entre les résolutions MIP et MDD sur plusieurs instances	116
6.11	Illustration du taux de tolérance profitable au niveau du CDC	117
6.12	Les coûts de la chaîne logistique avec un pré-partage équitable des coûts entre les deux entités $\beta = .5$ et les Δ fixé au niveau de la filiale	118
6.13	Les coûts de la chaîne logistique selon une balance des coûts par β et la flexibilité de la filiale par le Δ	119
6.14	Temps de résolution (<i>CPU</i>) en seconde des algorithmes utilisés dans le module MDD (1 et 2)	121
6.15	Temps de résolution (<i>CPU</i>) en seconde des algorithmes utilisés dans le module MDD (3) et pour le MDD CDC (4)	122
8.1	La création de nouvelles demandes en fonction de la matrice M	130
8.2	Exemple de generation des nouvelles demandes par la matrice M	130
8.3	Package de caractérisation et d'estimation des incertitudes à travers les historiques implanté sous python	136
8.4	Une présentation globale de l'outil de simulation, d'exploration et d'estimation	136
8.5	Les trois visualisation sur des données réel de la filiale France en 2019	137
8.6	Les trois fonctions de calcul développées en python dans le cadre du processus présenté ci-dessus	138
8.7	Exemple de compilation de : $2x_1 + 3x_2 + x_3 \leq 4$ avec $x_i \in [0, 4]$ en Mddg en Mdd et en CostMdd	138
8.8	Le principe de regroupement des Mdds de multi produit d'une filiale	139

TABLE DES FIGURES

Liste des tableaux

2.1	Positionnement du contexte selon la grille de (Mahmoudi, 2006)	25
3.1	Synthèse des revues 2003 à 2021	33
3.2	Exemple de définitions de la nervosité	40
3.3	La classification des stratégies de réduction de nervosité	43
3.4	Différentes mesures d'instabilité dans un contexte multi-produit, mono-produit	48
3.5	Quelques applications en relation avec notre approche de compilation	60
3.6	Répartition des articles selon les méthodes utilisées en KC	61
3.7	Une synthèse de positionnement au niveau de la KC	62
4.1	Matrice des déviations absolues (D)	66
4.2	Matrice des écarts absolus selon au réalisé selon les horizons (R)	66
4.3	Le taux de variation des écarts relatives de l'ensemble et des classes (Cah) d'horizon	73
4.4	Les informations réelles sur l'historique des plans d'un couple X	80
4.5	Les trois classes, leur sens de variation et leurs valeurs statistiques	80
5.1	Les notations du modèle du besoin d'approvisionnement de l'acteur filiale auprès de CDC	86
6.1	Génération de données aléatoires par expérience	107
6.2	La comparaison du temps de résolution hors ligne (en secondes) avec $\Delta = 0$	107
6.3	Génération de données aléatoires par expérience	113
6.4	Les deux modèles de lot sizing considérés dans le module MIP	114
6.5	Les plans de décision des deux méthodes pour les différentes entités	115
6.6	Résultats numériques avec différentes combinaisons de β et Δ	120

LISTE DES TABLEAUX

LISTE DES TABLEAUX

Acronymes

- BI** Business Intelligence Cloud 79, 142
- CAASC** Cloud Adaptation for Agile Supply Chain 9
- CAH** Classification ascendante hiérarchique 67, 69
- CDC** Centre de Distribution Central 11
- CLSP** Capacitated Lot Sizing Problem 29, 35, 97
- CostM** Cost Multi valued decision diagram 106
- CP** Constraint programming 106
- CSP** Problèmes de satisfaction de contraintes 13
- DRP** Distribution Resource Planning 22, 76
- ERP** Enterprise Resource Planning 76
- KC** Knowledge compilation 97
- LSP** Lot Sizing Problem 29
- MCLSP** Multi-item uncapacitated lot sizing problem 29, 36, 97
- MDD** Diagrammes de décision multivalué 100, 112, 143
- MILP** Mixed-Integer Linear Programming Model 113
- MIP** Méthode d'échanger des plans déterministes 112, 143
- MRP** Material Requirement Planning 22
- MTS** Make To Stock 29
- PDP** Programme Directeur de Production 11
- PFDC** Pierre Fabre Dermo-Cosmétique 11
- SECE** Simulation, Exploration, Caractérisation et d'Estimation 87
- TD** Approche de résolution en Top-down 106
- ULSP** Uncapacitated Lot Sizing Problem 29, 34

Acronymes

Acronymes

Bibliographie

- (Absi et al., 2012) N. Absi, S. Dauzère-Pères, S. Kedad-Sidhoum, B. Penz et C. Rapine. “The single-item green lot-sizing problem with fixed carbon emissions”. In: *European Journal of Operational Research* 248 (2012), p. 849-855 (cf. p. 31).
- (Absi et al., 2005) N. Absi et S. Kedad-Sidhoum. “Capacitated lot-sizing problem with setup times, stock and demand shortages”. In: *IFAC Proceedings Volumes* 39 (2005), p. 185-190 (cf. p. 36, 37).
- (Absi et al., 2007) N. Absi et S. Kedad-Sidhoum. “MIP-based heuristics for multi-item capacitated lot-sizing problem with setup times and shortage costs”. In: *RAIRO Operational Research* 41 (2007), p. 171-192 (cf. p. 38).
- (Aggarwal et al., 1993) A. Aggarwal et J. K. Park. “Improved Algorithms for Economic Lot Size Problems”. In: *Operations Research* 41 (1993), p. 549-571 (cf. p. 34).
- (Ahuja et al., 1993) R. K. Ahuja, T. L. Magnanti et J. B. Orlin. “Network flows - theory, algorithms and applications”. In: Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1993 (cf. p. 102, 104).
- (Aisyati et al., 2017) A. Aisyati, T. A. Samadhi, A. Ma`ruf et A. Cakravastia. “Freezing issue on stability master production scheduling for supplier network: Decision making view”. In: *MATEC Web Conf.* 124 (2017), p. 08002 (cf. p. 39-41, 44).
- (Akers, 1978) S. B. Akers. “Binary Decision Diagrams”. In: *IEEE Transactions on Computers* C-27 (1978), p. 509-516 (cf. p. 53).
- (Aksen et al., 2003) D. Aksen, K. Altinkemer et S. Chand. “The single-item lot-sizing problem with immediate lost sales”. In: *European Journal of Operational Research* 147 (2003), p. 558-566 (cf. p. 34, 37).
- (Alexander N, 2005) R. F. Alexander N. “Constraints and AI Planning”. In: *Intelligent Systems, IEEE* (2005), p. 69-70 (cf. p. 98).
- (Aloulou et al., 2014) M. A. Aloulou, A. Dolgui et M. Y. Kovalyov. “A bibliography of non-deterministic lot-sizing models”. In: *International Journal of Production Research* 52 (2014), p. 2293-2310 (cf. p. 31).
- (Amilhastre et al., 2002) J. Amilhastre, H. Fargier et P. Marquis. “Consistency restoration and explanations in dynamic CSPs Application to configuration”. In: *Artificial Intelligence* 135 (2002), p. 199-234 (cf. p. 50, 61, 100, 101, 108).
- (Amilhastre et al., 2012) J. Amilhastre, H. Fargier, A. Niveau et C. Pralet. “Compiling CSPs: A Complexity Map of (Non-Deterministic) Multivalued Decision Diagrams”. In: *2012 IEEE 24th International Conference on Tools with Artificial Intelligence* 1 (2012), p. 1-8 (cf. p. 53, 59).

-
- (Amrani-Zouggar et al., 2009) A. Amrani-Zouggar, J. C. Deschamps et J.-P. Bourrières. “Supply Chain Planning under Various Quantity Commitment Contracts”. In: *IFAC Proceedings Volumes* 42 (2009), p. 558-563 (cf. p. 41, 44).
- (Andersen et al., 2014) L. Andersen Ann, N. Præsthholm, K. Nielsen et T. Brunø Ditlev. “Planning Nervousness in Product Segmentation: Literature Review and Research Agenda”. In: *Advances in Production Management Systems*. 2014 (cf. p. 39, 41, 42, 83).
- (Andersson et al., 2014) R. Andersson Henrik, T. Hadzic et D. Pisinger. “Interactive Cost Configuration Over Decision Diagrams”. In: *ArXiv* abs/1401.3830 (2014) (cf. p. 98, 114).
- (Anwar et al., 2019) M. A. Anwar, E. Rosyidah et A. Purnomo. “Mechanism Sharing Order Information on Simple Supply Chains (Manufacturers) in Reducing Schedule Instability and Total Costs”. In: *EAI*, 2019 (cf. p. 44).
- (Arnold et al., 2007) J. Arnold, S. Chapman et L. Clive. *Introduction to Materials Management*. Pearson Education. Pearson Prentice Hall, 2007 (cf. p. 20).
- (Arshinder et al., 2008) Arshinder, A. Kanda et S. Deshmukh. “Supply chain coordination: Perspectives, empirical studies and research directions”. In: *International Journal of Production Economics* 115.2 (oct. 2008), p. 316-335 (cf. p. 20).
- (Bahar et al., 1993) R. I. Bahar, E. A. Frohm, C. M. Gaona, G. D. Hachtel, E. Macii, A. Pardo et F. Somenzi. “Algebraic decision diagrams and their applications”. In: *Proceedings of 1993 International Conference on Computer Aided Design (ICCAD)* (1993), p. 188-191 (cf. p. 57).
- (Baker et al., 1978) K. R. Baker, P. S. Dixon, M. J. Magazine et E. A. Silver. “An Algorithm for the Dynamic Lot-Size Problem with Time-Varying Production Capacity Constraints”. In: *Management Science* 24 (1978), p. 1710-1720 (cf. p. 37).
- (Barros et al., 2021) J. Barros, P. Cortez et M. S. Carvalho. “A systematic literature review about dimensioning safety stock under uncertainties and risks in the procurement process”. In: *Operations Research Perspectives* (2021) (cf. p. 46).
- (Bellman et al., 1965) R. Bellman et R. Kalaba. *Dynamic Programming and Modern Control Theory*. Academic paperbacks. Elsevier Science, 1965 (cf. p. 37).
- (Belvaux et al., 2000) G. Belvaux et L. A. Wolsey. “bc-prod: A Specialized Branch-and-Cut System for Lot-Sizing Problems”. In: *Management Science* 46.5 (2000), p. 724-738 (cf. p. 38).
- (Bergman et al., 2016a) D. Bergman, A. A. Cire, W.-J. van Hoesve et J. H. (auth.) “Decision Diagrams for Optimization”. In: *Artificial Intelligence: Foundations, Theory, and Algorithms* (2016) (cf. p. 55, 101).
- (Bergman et al., 2016b) D. Bergman et A. A. Ciré. “Multiobjective Optimization by Decision Diagrams”. In: *International Conference on Principles and Practice of Constraint Programming*. 2016 (cf. p. 61).
- (Bergman et al., 2016c) D. Bergman, A. A. Ciré, W. J. van Hoesve et J. Hooker. “Discrete Optimization with Decision Diagrams”. In: *INFORMS Journal on Computing* 28 (2016), p. 47-66 (cf. p. 98).
- (Bergman et al., 2014) D. Bergman, A. A. Ciré, W. J. van Hoesve et T. H. Yunes. “BDD-based heuristics for binary optimization”. In: *Journal of Heuristics* 20 (2014), p. 211-234 (cf. p. 61).
- (Bessiere et al., 2013) C. Bessiere, H. Fargier et C. Lecoutre. “Global Inverse Consistency for Interactive Constraint Satisfaction”. In: *International Conference on Principles and Practice of Constraint Programming*. Springer Berlin Heidelberg, 2013 (cf. p. 50).
- (Bitner et al., 1975) J. R. Bitner et E. M. Reingold. “Backtrack programming techniques”. In: *Commun. ACM* 18 (1975), p. 651-656 (cf. p. 52).
- (Bitran et al., 1982) G. R. Bitran et H. H. Yanasse. “Computational Complexity of the Capacitated Lot Size Problem”. In: *Management Science* 28 (1982), p. 1174-1186 (cf. p. 35, 37).

-
- (Blackburn et al., 1986) J. D. Blackburn, D. H. Kropp et R. A. Millen. “A comparison of strategies to dampen nervousness in MRP systems”. In: *Management Science* 32 (1986), p. 413-429 (cf. p. 22, 39, 40, 46, 49).
- (Bonlarron et al., 2022) A. Bonlarron, A. Calabrese, P. Kornprobst et J.-C. Régim. “Génération de texte sous contraintes pour mesurer des performances de lecture : Une nouvelle approche basée sur les diagrammes de décisions multivalués”. In: *MOMI2022 - Le Monde des Mathématiques Industrielles* (2022) (cf. p. 55).
- (Boole, 1854) G. Boole. *An Investigation of the Laws of Thought on Which are Founded the Mathematical Theories of Logic and Probabilities*. London: Macmillan, 1854 (cf. p. 51).
- (Brahimi et al., 2017) N. Brahimi, N. Absi, S. Dauzère-Pérès et A. Nordli. “Single-item dynamic lot-sizing problems: An updated survey”. In: *European Journal of Operational Research* 263 (2017), p. 838-863 (cf. p. 29, 30, 38).
- (Brahimi et al., 2006) N. Brahimi, S. Dauzère-Pérès, N. M. Najid et A. Nordli. “Single item lot sizing problems”. In: *European Journal of Operational Research* 168 (2006), p. 1-16 (cf. p. 30, 38).
- (Bryant, 1986) R. E. Bryant. “Graph-Based Algorithms for Boolean Function Manipulation”. In: *IEEE Transactions on Computers* C-35 (1986), p. 677-691 (cf. p. 53, 55, 58, 110).
- (Buschkühl et al., 2010) L. Buschkühl, F. Sahling, S. Helber et H. Tempelmeier. “Dynamic capacitated lot-sizing problems: a classification and review of solution approaches”. In: *OR Spectrum* 32 (2010), p. 231-261 (cf. p. 37, 38).
- (Cadoli et al., 1997) M. Cadoli et F. M. Donini. “A Survey on Knowledge Compilation”. In: *AI Commun* 10 (1997), p. 137-150 (cf. p. 50, 97, 98).
- (Carlson et al., 1979) R. C. Carlson, J. V. Jucker et D. H. Kropp. “Less Nervous MRP Systems: A Dynamic Economic Lot-Sizing Approach”. In: *Management Science* 25 (1979), p. 754-761 (cf. p. 40, 42).
- (Cha, 2007) S.-H. Cha. “Comprehensive survey on distance/similarity measures between probability density functions”. In: *International Journal of Mathematical Models and Methods in Applied Sciences* 1.4 (2007), p. 300-307 (cf. p. 70, 127).
- (Chen et al., 2005) J.-M. Chen et T.-H. Chen. “The multi-item replenishment problem in a two-echelon supply chain: the effect of centralization versus decentralization”. In: *Computers Operations Research* 32 (2005), p. 3191-3207 (cf. p. 21).
- (Cheng et al., 2008) K. C. K. Cheng et R. H. C. Yap. “Maintaining Generalized Arc Consistency on Ad Hoc r-Ary Constraints”. In: *International Conference on Principles and Practice of Constraint Programming*. 2008 (cf. p. 53).
- (Christopher et al., 2004) M. J. Christopher et H. Peck. “Building the Resilient Supply Chain”. In: *The International Journal of Logistics Management* 15 (2004), p. 1-14 (cf. p. 41, 44).
- (Chung et al., 1994) C.-S. Chung, J. Flynn et C.-H. M. Lin. “An effective algorithm for the capacitated single item lot size problem”. In: *European Journal of Operational Research* 75 (1994), p. 427-440 (cf. p. 37, 38).
- (Ciré, 2014) A. A. Ciré. “Decision diagrams for optimization”. Theses. University of Toronto Scarborough, Canada, août 2014 (cf. p. 101, 110, 113, 128).
- (Colnet et al., 2021) A. de Colnet et S. Mengel. “Lower Bounds on Intermediate Results in Bottom-Up Knowledge Compilation”. In: *AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2021 (cf. p. 61).
- (Comelli et al., 2006) M. Comelli, M. Gourgand et D. Lemoine. “A review of tactical planning models”. In: *Journal of Systems Science and Systems Engineering* 17 (2006), p. 204-229 (cf. p. 29).
- (Cook, 1971) S. A. Cook. “The Complexity of Theorem-Proving Procedures”. In: *Proceedings of the Third Annual ACM Symposium on Theory of Computing*. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 1971, p. 151-158 (cf. p. 51).

-
- (Cooper et al., 1997) M. Cooper, D. M. Lambert et J. D. Pagh. “Supply chain management—more than a new name for logistics”. In: *The International Journal of Logistics Management* 8 (1997), p. 1-14 (cf. p. 16).
- (Dai et al., 2017) J. Dai, S. Li et S. Peng. “Analysis on Causes and Countermeasures of Bullwhip Effect”. In: *MATEC Web Conf.* 100 (2017), p. 05018 (cf. p. 40, 41).
- (Darwiche et al., 2002) A. Darwiche et P. Marquis. “A Knowledge Compilation Map”. In: *Journal of Artificial Intelligence Research* 17 (sept. 2002), p. 229-264 (cf. p. 50, 53, 59, 97).
- (Díaz-Madroño et al., 2014) M. Díaz-Madroño, J. Mula et D. Peidro. “A review of discrete-time optimization models for tactical production planning”. In: *International Journal of Production Research* 52 (2014), p. 5171-5205 (cf. p. 19, 30, 31).
- (Dolgui et al., 2018) A. Dolgui, D. A. Ivanov et B. V. Sokolov. “Ripple effect in the supply chain: an analysis and recent literature”. In: *International Journal of Production Research* 56 (2018), p. 414-430 (cf. p. 12, 41).
- (Dolgui et al., 2007) A. Dolgui et C. Prodhon. “Supply planning under uncertainties in MRP environments: A state of the art”. In: *Annual Reviews in Control* 31 (2007), p. 269-279 (cf. p. 23, 46).
- (Donselaar et al., 2000) V. Donselaar, van den J Nieuwenhof et J. J. Visschers. “The impact of material coordination concepts on planning stability in supply chains”. In: *International Journal of Production Economics* 68 (2000), p. 169-176 (cf. p. 41, 45).
- (Drexl et al., 1997) A. Drexl et A. Kimms. “Lot sizing and scheduling – Survey and extensions”. In: *European Journal of Operational Research* 99 (1997), p. 221-235 (cf. p. 30, 37, 38).
- (Eppen et al., 1987) G. D. Eppen et R. K. Martin. “Solving Multi-Item Capacitated Lot-Sizing Problems Using Variable Redefinition”. In: *Operational Research* 35 (1987), p. 832-848 (cf. p. 38, 102).
- (Fargier et al., 2000) H. Fargier et C. Thierry. “possibilistic decision theory in manufacturing, planning and control: recent results in fuzzy master production scheduling”. In: *Studies in fuzziness and soft computing* 36 (2000), p. 45-59 (cf. p. 30).
- (Fargier et al., 2014) H. Fargier, P. Marquis, A. Niveau et N. Schmidt. “A Knowledge Compilation Map for Ordered Real-Valued Decision Diagrams”. In: *AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2014 (cf. p. 57, 59).
- (Fargier et al., 2013) H. Fargier, P. Marquis et N. Schmidt. “Compacité pratique des diagrammes de décision valués. Normalisation, heuristiques et expérimentations”. In: *RIA - Revue d'Intelligence Artificielle* 28 (2013), p. 571-592 (cf. p. 61).
- (Fargier et al., 2022) H. Fargier, J. Mengin et N. Schmidt. “Nucleus-Satellites Systems of OMDDs for Reducing the Size of Compiled Forms”. In: *International Conference on Principles and Practice of Constraint Programming*. 2022 (cf. p. 51, 61).
- (Florian et al., 1971) M. Florian et M. Klein. “Deterministic Production Planning with Concave Costs and Capacity Constraints”. In: *Management Science* 18.1 (1971), p. 12-20 (cf. p. 35).
- (Fortuin, 1977) L. Fortuin. “Material requirements planning — the new way of life in production and inventory management: J.A. ORLICKY, McGraw-Hill, NY, 1975, 292 pages”. In: *European Journal of Operational Research* 1 (1977), p. 128-130 (cf. p. 22).
- (Fransoo et al., 2008) J. J. Fransoo et V. V. Wiers. “An empirical investigation of the neglect of MRP information by production planners”. In: *Production Planning & Control* 19 (2008), p. 781-787 (cf. p. 42, 45).
- (Galasso, 2007) F. Galasso. “Aide à la planification dans les chaînes logistiques en présence de demande flexible”. Theses. Institut National Polytechnique de Toulouse - INPT, avr. 2007 (cf. p. 17, 23).

-
- (Genin, 2003) P. Genin. “Planification tactique robuste avec usage d’un advanced planning system : Proposition d’un mode de gestion par plan de référence”. In: 2003 (cf. p. 22).
- (Genin et al., 2007) P. Genin, A. Thomas et S. Lamouri. “How to manage robust tactical planning with an APS (Advanced Planning Systems)”. In: *Journal of Intelligent Manufacturing* 18 (2007), p. 209-221 (cf. p. 12, 22, 39-41, 43).
- (Gentzel et al., 2020) R. Gentzel, L. D. Michel et W. J. van Hoeve. “HADDOCK: A Language and Architecture for Decision Diagram Compilation”. In: *International Conference on Principles and Practice of Constraint Programming*. 2020 (cf. p. 61, 101, 108, 128).
- (Gharbi et al., 2010) H. Gharbi, C. Mercé, G. Fontan et M. Moalla. “An approach for tactical planning under uncertain and disrupted environment”. In: *2010 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics* (2010), p. 2979-2986 (cf. p. 19).
- (Giannoccaro, 2018) I. Giannoccaro. “Centralized vs. decentralized supply chains: The importance of decision maker’s cognitive ability and resistance to change”. In: *Industrial Marketing Management* (2018) (cf. p. 21).
- (Gicquel et al., 2008) C. Gicquel, M. Minoux et Y. Dallery. “Capacitated Lot Sizing models: a literature review”. working paper or preprint. Fév. 2008 (cf. p. 30).
- (Gonçalves et al., 2020) J. N. C. Gonçalves, M. S. Carvalho et P. Cortez. “Operations research models and methods for safety stock determination: A review”. In: *Operations Research Perspectives* 7 (2020), p. 100164-100164 (cf. p. 46).
- (Gower et al., 1986) J. C. Gower et P. Legendre. “Metric and Euclidean properties of dissimilarity coefficients”. In: *Journal of Classification* 3 (1986), p. 5-48 (cf. p. 67).
- (Grabot et al., 2005) B. Grabot, L. Geneste, G. Reynoso-Castillo et S. Vérot. “Integration of uncertain and imprecise orders in the MRP method”. In: *Journal of Intelligent Manufacturing* 16 (2005), p. 215-234 (cf. p. 30).
- (Grabot et al., 2013) B. Grabot, Y. Ming et R. Houé. “MRP-based negotiation in collaborative supply chains”. In: *International Journal of Production Management and Engineering* 1.1 (juill. 2013), p. 27-37 (cf. p. 44).
- (Guillaume, 2011) R. Guillaume. “Gestion des risques dans les chaînes logistiques : planification sous incertitude par la théorie des possibilités”. Theses. Université Toulouse le Mirail - Toulouse II, nov. 2011 (cf. p. 30).
- (Guillaume et al., 2017) R. Guillaume, C. Thierry et P. Zieliński. “Robust material requirement planning with cumulative demand under uncertainty”. In: *International Journal of Production Research* 55 (2017), p. 6824-6845 (cf. p. 82).
- (Habib, 2011) M. Habib. “Supply Chain Management (SCM): Theory and Evolution”. In: *Supply Chain Management - Applications and Simulations*. InTech, 12 sept. 2011 (cf. p. 16).
- (Hadzic, 2004) T. Hadzic. “A BDD-Based Approach to Interactive Configuration”. In: *Principles and Practice of Constraint Programming - CP 2004, 10th International Conference, CP 2004, Toronto, Canada, September 27 - October 1, 2004, Proceedings*. Sous la dir. M. Wallace. T. 3258. Springer, 2004, p. 797 (cf. p. 61, 101, 108).
- (Hadzic et al., 2008) T. Hadzic, J. Hooker, B. O’Sullivan et P. Tiedemann. “Approximate Compilation of Constraints into Multivalued Decision Diagrams”. In: *International Conference on Principles and Practice of Constraint Programming*. 2008 (cf. p. 59, 61).
- (Halley, 1993) A. Halley. “Sous-traitance et chaîne logistique ou la nécessaire intégration des deux stratégies”. In: *Gestion* 29.2 (1993), p. 48-56 (cf. p. 16).
- (Hamel et al., 2012) S. Hamel, J. Gaudreault, C.-G. Quimper, M. Bouchard et P. Marier. “Human-machine interaction for real-time linear optimization”. In: *IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)* (2012), p. 673-680 (cf. p. 13).

-
- (Hassani et al., 2019) Z. I. M. Hassani, A. E. Barkany, A. M. Darcherif, A. Jabri et I. E. Abbassi. “Planning and scheduling problems of production systems: review, classification and opportunities”. In: *International Journal of Productivity and Quality Management* (2019) (cf. p. 37).
- (Hauser et al., 2017) F. Hauser, V. Pomponne, Z. Jiang, J. Lamothe et F. Bénaben. “Processes orchestration for preventing and managing shortages in a supply chain a dermo-cosmetics use case”. In: *2017 International Conference on Engineering, Technology and Innovation (ICE/ITMC)* (2017), p. 1227-1234 (cf. p. 11, 12).
- (Heisig, 2002) G. Heisig. “Nervousness in Material Requirements Planning Systems”. In: *Planning Stability in Material Requirements Planning Systems*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2002, p. 21-64 (cf. p. 22, 40, 47, 49).
- (Herrera et al., 2016) C. Herrera, S. Belmokhtar-Berraf, A. Thomas et V. Parada. “A reactive decision-making approach to reduce instability in a master production schedule”. In: *International Journal of Production Research* 54 (2016), p. 2394-2404 (cf. p. 22, 39-41, 43, 49, 65).
- (Ho et al., 1998) C.-J. Ho et T. C. Ireland. “Correlating MRP system nervousness with forecast errors”. In: *International Journal of Production Research* 36 (1998), p. 2285-2299 (cf. p. 41, 46).
- (Ho, 1989) C.-J. Ho. “Evaluating the impact of operating environments on MRP system nervousness”. In: *International Journal of Production Research* 27 (1989), p. 1115-1135 (cf. p. 39, 40, 49).
- (Ho et al., 2012) C.-J. Ho et T. C. Ireland. “Mitigating forecast errors by lot-sizing rules in ERP-controlled manufacturing systems”. In: *International Journal of Production Research* 50 (2012), p. 3080-3094 (cf. p. 47).
- (Hoda et al., 2010) S. Hoda, W. J. van Hoeve et J. Hooker. “A Systematic Approach to MDD-Based Constraint Programming”. In: *International Conference on Principles and Practice of Constraint Programming*. 2010 (cf. p. 61).
- (Hoesel et al., 1996) C. P. M. van Hoesel et A. P. M. Wagelmans. “An O(T3) Algorithm for the Economic Lot-Sizing Problem with Constant Capacities”. In: *Management Science* 42.1 (1996), p. 142-150 (cf. p. 34).
- (Hooker, 2013) J. Hooker. “Decision Diagrams and Dynamic Programming”. In: *Integration of AI and OR Techniques in Constraint Programming*. 2013 (cf. p. 59, 61).
- (Hosang et al., 2008) J. Hosang, F. Chen F et B. Jeong. “Decentralized supply chain planning framework for third party logistics partnership”. In: *Computers Industrial Engineering* 55 (2008), p. 348-364 (cf. p. 21).
- (G. Q. Huang et al., 2003) G. Q. Huang, J. S. Lau et K. L. Mak. “The impacts of sharing production information on supply chain dynamics: A review of the literature”. In: *International Journal of Production Research* 41 (2003), p. 1483-1517 (cf. p. 17).
- (J. Huang et al., 2004) J. Huang et A. Darwiche. “Using DPLL for Efficient OBDD Construction”. In: *International Conference on Theory and Applications of Satisfiability Testing*. 2004 (cf. p. 59).
- (J. Huang et al., 2005) J. Huang et A. Darwiche. “DPLL with a Trace: From SAT to Knowledge Compilation”. In: *International Joint Conference on Artificial Intelligence*. 2005 (cf. p. 53, 59, 61).
- (Jans et al., 2004) R. Jans et Z. Degraeve. “Meta-Heuristics for Dynamic Lot Sizing: A Review and Comparison of Solution Approaches”. In: *European Journal of Operational Research* (2004) (cf. p. 30).
- (Jans et al., 2008) R. Jans et Z. Degraeve. “Modeling industrial lot sizing problems: a review”. In: *International Journal of Production Research* 46 (2008), p. 1619-1643 (cf. p. 38).

-
- (Jensen, 1993) T. S. Jensen. “Measuring and improving planning stability of reorder-point lot-sizing policies”. In: *International Journal of Production Economics* (1993), p. 167-178 (cf. p. 49, 65).
- (Jung et al., 2021) V. Jung et J.-C. Régim. “Checking Constraint Satisfaction”. In: *Lecture Notes in Computer Science* (juin 2021) (cf. p. 55).
- (Kabak et al., 2009) K. E. Kabak et A. M. Örnek. “An improved metric for measuring multi-item multi-level schedule instability under rolling schedules”. In: *Computers and Industrial Engineering* 56 (2009), p. 691-707 (cf. p. 49).
- (Kadipasaoglu et al., 1997) S. N. Kadipasaoglu et S. Sridharan. “Measurement of instability in multi-level MRP systems”. In: *International Journal of Production Research* 35 (1997), p. 713-737 (cf. p. 49).
- (Kaipia et al., 2006) R. Kaipia, H. Korhonen et H. Hartiala. “Planning nervousness in a demand supply network: an empirical study”. In: *The International Journal of Logistics Management* 17 (2006), p. 95-113 (cf. p. 22, 40, 41, 44, 49).
- (Kampen et al., 2010) T. J. van Kampen, D. P. van Donk et D.-J. van der Zee. “Safety stock or safety lead time: coping with unreliability in demand and supply”. In: *International Journal of Production Research* 48 (2010), p. 7463-7481 (cf. p. 46).
- (Karimi et al., 2003) B. Karimi, S. M. T. F. Ghomi et J. M. Wilson. “The capacitated lot sizing problem: a review of models and algorithms”. In: *Omega-international Journal of Management Science* 31 (2003), p. 365-378 (cf. p. 29-31, 38).
- (Kaufman et al., 1991) L. Kaufman et P. J. Rousseeuw. “Finding groups in data: an introduction to cluster analysis”. In: 0.0 (1991), p. 1-3 (cf. p. 69-71).
- (Kazan et al., 2000) O. Kazan, R. Nagi et C. M. Rump. “New lot-sizing formulations for less nervous production schedules”. In: *Computer Operational Research* 27 (2000), p. 1325-1345 (cf. p. 12, 43).
- (Khellaf et al., 2022) W. Khellaf, R. Guillaume et J. Lamothe. “Compiling capacitated single-item lot-sizing problem in a CostMDD”. In: *MIM 2022 - 10th IFAC Conference on Manufacturing Modelling, Management and Control*. T. 55. 10. Nantes, France, juin 2022, p. 2024-2029 (cf. p. 126).
- (Khellaf et al., 2020) W. Khellaf, J. Lamothe et R. Guillaume. “Exploration de données de planification pour la modélisation des incertitudes dues à l’horizon glissant”. In: *MOSIM’20 - 13ème Conférence internationale de Modélisation, Optimisation et Simulation*. Agadir (on line), Morocco, nov. 2020, 6 p. (Cf. p. 64, 126).
- (Khellaf et al., 2021) W. Khellaf, J. Lamothe et R. Guillaume. “Tool for Nervousness Analysis in a Rolling Planning Environment via Historical Data”. In: *IFIP WG 5.7 International Conference on Advances in Production Management Systems (APMS 2021)*. Nantes, France: Springer, sept. 2021, p. 475-483 (cf. p. 126).
- (Kimms, 1998) A. Kimms. “Stability Measures for Rolling Schedules with Applications to Capacity Expansion Planning, Master Production Scheduling, and Lot Sizing”. In: *Omega* 26.3 (1998), p. 355-366 (cf. p. 43, 49).
- (Kissmann et al., 2014) P. Kissmann et J. Hoffmann. “BDD Ordering Heuristics for Classical Planning”. In: *Journal of Artificial Intelligence Research* 51 (2014), p. 779-804 (cf. p. 54).
- (Koh et al., 2002) S. C. L. Koh, S. M. Saad et M. H. Jones. “Uncertainty under MRP-planned manufacture: Review and categorization”. In: *International Journal of Production Research* 40 (2002), p. 2399-2421 (cf. p. 41).
- (Koriche et al., 2015) F. Koriche, J.-M. Lagniez, P. Marquis et S. Thomas. “Compiling Constraint Networks into Multivalued Decomposable Decision Graphs”. In: *International Joint Conference on Artificial Intelligence*. 2015 (cf. p. 61).
- (Lai et al., 1992) Y.-T. Lai et S. S. Sastry. “Edge-valued binary decision diagrams for multi-level hierarchical verification”. In: *Design Automation Conference*. 1992 (cf. p. 57).

-
- (Lee, 1959) C. Y. Lee. “Representation of switching circuits by binary-decision programs”. In: *The Bell System Technical Journal* 38.4 (1959), p. 985-999 (cf. p. 53).
- (Lemoine, 2008) D. Lemoine. “Modèles génériques et méthodes de résolution pour la planification tactique mono-site et multi-site”. Theses. Université Blaise Pascal - Clermont-Ferrand II, déc. 2008 (cf. p. 29).
- (Li et al., 2017) Q. Li et D. S. M. “Revisiting rescheduling: MRP nervousness and the bullwhip effect”. In: *International Journal of Production Research* 55.7 (2017), p. 1992-2012 (cf. p. 12, 22, 40).
- (Loparic et al., 2001) M. Loparic, Y. Pochet et L. A. Wolsey. “The uncapacitated lot-sizing problem with sales and safety stocks”. In: *Mathematical Programming* 89 (2001), p. 487-504 (cf. p. 37).
- (Lotfi et al., 1994) V. Lotfi et Y.-s. Yoon. “An Algorithm for the Single-item Capacitated Lot-Sizing Problem with Concave Production and Holding Costs”. In: *Journal of the Operational Research Society* 45 (1994), p. 934-941 (cf. p. 38, 102, 106).
- (Maes et al., 1988) J. Maes et L. N. V. Wassenhove. “Multi-Item Single-Level Capacitated Dynamic Lot-Sizing Heuristics: A General Review”. In: *Journal of the Operational Research Society* 39 (1988), p. 991-1004 (cf. p. 35).
- (Magableh et al., 2022) G. M. Magableh et M. Z. Mistarihi. “Causes and effects of supply chain nervousness: mena case study”. In: *Acta logistica* (2022) (cf. p. 22, 39, 40, 42, 45).
- (Mahmoudi, 2006) J. Mahmoudi. “Simulation et gestion des risques en planification distribuée de chaînes logistiques: application au secteur de l’électronique et des télécommunications”. Theses. Ecole Nationale Supérieure de l’Aéronautique et de l’Espace, 2006 (cf. p. 16, 25).
- (Manne, 1958) A. s. Manne. “Programming of Economic Lot Sizes”. In: *Management Science* 4 (1958), p. 115-135 (cf. p. 34, 36).
- (Marquès, 2010) G. Marquès. “Management des risques pour l’aide à la gestion de la collaboration au sein d’une chaîne logistique : une approche par simulation”. Theses. Institut National Polytechnique de Toulouse, 2010 (cf. p. 22, 67).
- (Marquès et al., 2010) G. Marquès, C. Thierry, J. Lamothe et D. Gourc. “A review of Vendor Managed Inventory (VMI): from concept to processes”. In: *Production Planning & Control* 21 (2010), p. 547-561 (cf. p. 22, 45).
- (Marquis, 1995) P. Marquis. “Knowledge Compilation Using Theory Prime Implicates”. In: *International Joint Conference on Artificial Intelligence*. 1995 (cf. p. 50, 97).
- (Marquis, 2017) P. Marquis. “Knowledge Compilation : A Sightseeing Tour”. In: (2017) (cf. p. 50).
- (Martin, 1992) A. J. Martin. *DRP: distribution resource planning: the gateway to true quick response and continuous replenishment*. John Wiley & Sons, 1992 (cf. p. 22).
- (Mather, 1977) H. Mather. “Reschedule the reschedules you just rescheduled – way of life for MRP?” In: *Production and Inventory Management* 18.1 (1977), p. 60-79. (Cf. p. 39, 40).
- (Matthias et al., 2012) S. Matthias, H. Wiebke et N. Peter. “Simulation based comparison of safety-stock calculation methods”. In: *Cirp Annals-manufacturing Technology* 61 (2012), p. 403-406 (cf. p. 46).
- (Meixell, 2005) M. J. Meixell. “The impact of setup costs, commonality, and capacity on schedule stability: An exploratory study”. In: *International Journal of Production Economics* 95 (2005), p. 95-107 (cf. p. 42, 46, 49, 65).
- (Montanari, 1974) U. Montanari. “Networks of constraints: Fundamental properties and applications to picture processing”. In: *Information Sciences* 7 (1974), p. 95-132 (cf. p. 52).
- (Muhlenbach, 2002) F. Muhlenbach. “Evaluation de la qualité de la représentation en fouille de données”. In: 2002 (cf. p. 70, 127).
- (Mula et al., 2006) J. Mula, R. Poler, J. P. García-Sabater et F.-C. Lario. “Models for production planning under uncertainty: A review ”. In: *International Journal of Production Economics* 103 (2006), p. 271-285 (cf. p. 41).

-
- (Narodytska et al., 2007) N. Narodytska et T. Walsh. “Constraint and Variable Ordering Heuristics for Compiling Configuration Problems”. In: *International Joint Conference on Artificial Intelligence*. 2007 (cf. p. 58, 59).
- (Nimmy et al., 2019) J. S. Nimmy, A. Chilkapure et V. M. Pillai. “Literature review on supply chain collaboration: comparison of various collaborative techniques”. In: *Journal of Advances in Management Research* (2019) (cf. p. 22, 45).
- (Niveau, 2012) A. Niveau. “Knowledge compilation for online decision-making : application to the control of autonomous systems”. Theses. Université Toulouse III Paul Sabatier, mars 2012 (cf. p. 50, 60).
- (Niveau et al., 2012) A. Niveau, H. Fargier et C. Pralet. “Set-Labeled Diagrams for CSP Compilation”. In: *Starting AI Researchers’ Symposium*. 2012 (cf. p. 59).
- (Niveau et al., 2010) A. Niveau, H. Fargier, C. Pralet et G. Verfaillie. “Knowledge Compilation Using Interval Automata and Applications to Planning”. In: *European Conference on Artificial Intelligence*. 2010 (cf. p. 59).
- (Panahifar et al., 2015) F. Panahifar, C. Heavey, P. J. Byrne et H. Fazlollahtabar. “A framework for Collaborative Planning, Forecasting and Replenishment (CPFR): State of the Art”. In: *Journal of Enterprise Information Management* 28 (2015), p. 838-871 (cf. p. 22).
- (Perez, 2017) G. Perez. “Decision diagrams : constraints and algorithms”. Theses. Université Côte d’Azur, sept. 2017 (cf. p. 59).
- (Perez et al., 2015) G. Perez et J.-C. Régin. “Efficient Operations on MDDs for Building Constraint Programming Models”. In: *Proceedings of the 24th International Conference on Artificial Intelligence*. IJCAI’15. Buenos Aires, Argentina: AAAI Press, 2015, p. 374-380 (cf. p. 51, 55, 114).
- (Perez et al., 2018) G. Perez et J.-C. Régin. “Parallel Algorithms for Operations on Multi-Valued Decision Diagrams”. In: *AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2018 (cf. p. 59, 128).
- (Pirard, 2005) F. Pirard. “Une heuristique hybride pour la reconfiguration des réseaux logistiques dans le cadre d’entreprises multi-sites”. In: *6e congrès international de génie industriel (GI’05)*. Besançon, France, 2005, p. 10 (cf. p. 18).
- (Pujawan, 2004) I. N. Pujawan. “Schedule nervousness in a manufacturing system: a case study”. In: *Production Planning & Control* 15 (2004), p. 515-524 (cf. p. 39, 40, 42).
- (Pujawan et al., 2014) I. N. Pujawan, M. Er, D. Kritchanai et T. Somboonwivat. “Uncertainty and schedule instability in supply chain: insights from case studies”. In: *International Journal of Services and Operations Management* 19 (2014), p. 468-490 (cf. p. 39, 42).
- (Pujawan et al., 2012) I. N. Pujawan et A. U. Smart. “Factors affecting schedule instability in manufacturing companies”. In: *International Journal of Production Research* 50 (2012), p. 2252-2266 (cf. p. 44).
- (Rached et al., 2016) M. Rached, Z. Bahroun et J.-P. Campagne. “Decentralised decision-making with information sharing vs. centralised decision-making in supply chains”. In: *International Journal of Production Research* 54 (2016), p. 7274-7295 (cf. p. 21).
- (Rapine et al., 2018) C. Rapine, G. Goisque et A. Akbalik. “Energy-aware lot sizing problem: Complexity analysis and exact algorithms”. In: *International Journal of Production Economics* (2018) (cf. p. 31).
- (Régis, 1994) J.-C. Régis. “A Filtering Algorithm for Constraints of Difference in CSPs”. In: *AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 1994 (cf. p. 52).
- (Reif et al., 2007) A. H. Reif, T. Hadzic, J. Hooker et P. Tiedemann. “A Constraint Store Based on Multivalued Decision Diagrams”. In: *International Conference on Principles and Practice of Constraint Programming*. 2007 (cf. p. 51, 61, 98, 101).

-
- (Sahin et al., 2013) F. Sahin, A. Narayanan et E. P. Robinson. “Rolling horizon planning in supply chains: review, implications and directions for future research”. In: *International Journal of Production Research* 51 (2013), p. 5413-5436 (cf. p. 39).
- (Sahin et al., 2002a) F. Sahin et P. E. Robinson. “Flow Coordination and Information Sharing in Supply Chains: Review, Implications, and Directions for Future Research”. In: *Decision Sciences* 33 (2002), p. 505-536 (cf. p. 21).
- (Sahin et al., 2002b) F. Sahin et P. E. Robinson. “Flow Coordination and Information Sharing in Supply Chains: Review, Implications, and Directions for Future Research”. In: *Decis. Sci.* 33 (2002), p. 505-536 (cf. p. 40, 41, 44).
- (Schmidt, 2015) N. Schmidt. “Compilation de préférences : application à la configuration de produit”. Theses. Université d’Artois, 2015 (cf. p. 57, 61).
- (Selman et al., 1996) B. Selman et H. Kautz. “Knowledge Compilation and Theory Approximation”. In: *Journal Association for Computing Machinery* 43.2 (mars 1996), p. 193-224 (cf. p. 50, 98).
- (Shaw et al., 1998) D. X. Shaw et L. P. M. Wagelmans. “An Algorithm for Single-Item Capacitated Economic Lot Sizing with Piecewise Linear Production Costs and General Holding Costs”. In: *Management Science* 44 (1998), p. 831-838 (cf. p. 37).
- (Shetty, 2020) A. Shetty. “Investigating demand nervousness in a high-mix low-volume environment: an empirical case study in the real-life complex supply chain of ASM”. Theses. Université technique d’Eindhoven, août 2020 (cf. p. 42).
- (Simchi-Levi et al., 2003) D. Simchi-Levi, P. Kaminsky et E. Simchi-Levi, éd. *Designing and managing the supply chain : concepts strategies and case studies*. 2nd ed. Boston: McGraw-Hill/Irwin, 2003 (cf. p. 17).
- (Singh et al., 1991) N. Singh et D. Rajamani. “An incremental cost and resource smoothing heuristic for the capacitated lot sizing problem”. In: *Principle*. T. 20. 1991, p. 469-474 (cf. p. 34).
- (Sivadasan et al., 2013) S. Sivadasan, J. Smart, L. H. Huatucó et A. Calinescu. “Reducing schedule instability by identifying and omitting complexity-adding information flows at the supplier–customer interface”. In: *International Journal of Production Economics* 145 (2013), p. 253-262 (cf. p. 41, 44, 45, 64).
- (Sridharan et al., 1988) V. Sridharan, W. Berry et V. Udayabhanu. “measuring master production schedule stability under rolling planning horizons”. In: *Decision Sciences* 19 (1988), p. 147-166 (cf. p. 49).
- (Sridharan et al., 1987) V. Sridharan, W. L. Berry et V. Udayabhanu. “Freezing the Master Production Schedule Under Rolling Planning Horizons”. In: *Management Science* 33 (1987), p. 1137-1149 (cf. p. 41, 44).
- (Sridharan et al., 1989) V. Sridharan et R. L. LaForge. “The impact of safety stock on schedule instability, cost and service”. In: *Journal of Operations Management* 8 (1989), p. 327-347 (cf. p. 40, 46, 49).
- (Sridharan et al., 1994) V. Sridharan et R. L. LaForge. “Freezing the Master Production Schedule: Implications for Fill Rate*”. In: *Decision Sciences* 25 (1994), p. 461-469 (cf. p. 44).
- (Srinivasan et al., 1990) A. Srinivasan, T. Ham, S. Malik et R. Brayton. “Algorithms for discrete function manipulation”. In: *IEEE International Conference on Computer-Aided Design. Digest of Technical Papers*. 1990, p. 92-95 (cf. p. 54).
- (Stadtler et al., 2005) H. Stadtler et C. Kilger, éd. *Supply chain management and advanced planning: concepts, models, software and case studies*. 3rd ed. Berlin ; New York: Springer, 2005. 512 p. (cf. p. 16, 18, 20).
- (Steele, 1975) D. C. Steele. “The nervous MRP system: how to do battle”. In: *Production and Inventory Management* 16.4 (1975), p. 83-89. (Cf. p. 22, 39).

-
- (Tang et al., 2002) O. Tang et R. W. Grubbström. “Planning and replanning the master production schedule under demand uncertainty”. In: *International Journal of Production Economics* 78 (2002), p. 323-334 (cf. p. 46).
- (Tayur et al., 1999) S. Tayur, R. Ganeshan et M. Magazine, éd. *Quantitative models for supply chain management*. Carnegie Mellon University: Kluwer Academic, 1999 (cf. p. 16).
- (Tempelmeier et al., 1996) H. Tempelmeier et M. Derstroff. “A Lagrangean-based heuristic for dynamic multilevel multiitem constrained lotsizing with setup times”. In: *Management Science* 42 (1996), p. 738-757 (cf. p. 38).
- (Thomas, 2016) S. Thomas. “Compilation de connaissances pour le comptage de modèles”. Theses. Université d’Artois, 2016 (cf. p. 61).
- (Tiss, 2022) S. Tiss. “Évaluation des risques et de la robustesse de la planification tactique des acteurs d’une chaîne logistique basée sur une plateforme cloud”. Theses. Ecole des Mines d’Albi-Carmaux, fév. 2022 (cf. p. 12, 13, 22, 77, 78, 82, 125).
- (Touzout et al., 2021) F. A. Touzout, A.-L. Ladier et K. Hadj-Hamou. “Modelling and comparison of stability metrics for a re-optimisation approach of the Inventory Routing Problem under demand uncertainty”. In: *EURO Journal on Transportation and Logistics* 10 (2021), p. 100050 (cf. p. 49).
- (Trick, 2003) M. A. Trick. “A Dynamic Programming Approach for Consistency and Propagation for Knapsack Constraints”. In: *Annals of Operations Research* 118 (2003), p. 73-84 (cf. p. 59, 61).
- (Trigeiro et al., 1989) W. W. Trigeiro, L. J. Thomas et J. O. McClain. “Capacitated Lot Sizing with Setup Times”. In: *Management Science* 35.3 (1989), p. 353-366 (cf. p. 37).
- (Tseitin, 1983) G. S. Tseitin. “On the Complexity of Derivation in Propositional Calculus”. In: *Automation of Reasoning: 2: Classical Papers on Computational Logic 1967-1970*. Sous la dir. J. H. Siekmann et G. Wrightson. Springer Berlin Heidelberg, 1983, p. 466-483 (cf. p. 51).
- (Umut, 2017) O. Umut. “Knowledge Compilation for Solving Computationally Hard Problems”. Theses. University of California, Los Angeles, USA, Juillet 2017 (cf. p. 50, 51).
- (Vosooghidizaji, 2019) M. Vosooghidizaji. “Information Asymmetry in Supply Chain Coordination : State of the Art”. In: *The 9th International Conference on Information Communication and Management (ICICM 2019)*. Prague, Czech Republic, août 2019 (cf. p. 45).
- (Wagner et al., 1958) H. M. Wagner et T. M. Whitin. “Dynamic Version of the Economic Lot Size Model”. In: *Management Science* 5.12 (1958), p. 89-96 (cf. p. 29, 34).
- (Walsh, 2000) T. Walsh. “SAT v CSP”. In: *International Conference on Principles and Practice of Constraint Programming*. 2000 (cf. p. 52).
- (Ward, 1963) J. H. Ward. “Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function”. In: *Journal of the American Statistical Association* 58 (1963), p. 236-244 (cf. p. 70).
- (Weigel et al., 1999) R. Weigel et B. Faltings. “Compiling constraint satisfaction problems”. In: *Artificial Intelligence* 115 (1999), p. 257-287 (cf. p. 13).
- (Wilson, 2005) N. Wilson. “Decision Diagrams for the Computation of Semiring Valuations”. In: *International Joint Conference on Artificial Intelligence*. 2005 (cf. p. 57).
- (Wolsey, 2020) L. Wolsey. *Integer Programming*. Wiley, 2020 (cf. p. 37).
- (Xie et al., 2003) J. Xie, X. Zhao et T. S. Lee. “Freezing the master production schedule under single resource constraint and demand uncertainty”. In: *International Journal of Production Economics* 83 (2003), p. 65-84 (cf. p. 22, 40).
- (Xiuhui et al., 2007) L. Xiuhui et W. Qinan. “Coordination mechanisms of supply chain systems”. In: *European Journal of Operational Research* 179.1 (mai 2007), p. 1-16 (cf. p. 21).

-
- (Zanarini, 2006) A. Zanarini. “Planning with Soft Regular Constraints”. In: 2006 (cf. p. 100).
- (Zangwill, 1969) W. I. Zangwill. “A Backlogging Model and a Multi-Echelon Model of a Dynamic Economic Lot Size Production System—A Network Approach”. In: *Management Science* 15 (1969), p. 506-527 (cf. p. 34).
- (Zhao et al., 1993) X. Zhao et T. S. Lee. “Freezing the master production schedule for material requirements planning systems under demand uncertainty”. In: *Journal of Operations Management* 11 (1993), p. 185-205 (cf. p. 12, 41, 44, 49).

Abstract

Modeling uncertainties within the rolling horizon and compiling solutions to lot sizing problems for tactical planning in a decentralized supply chain

In a decentralized, multi-actor supply chain, the different entities in the chain must periodically and independently plan and revise their plans using a rolling horizon planning process to coordinate. This coordination complicates information exchange and decision making, as it depends on updated data, possible disruptions, and changes in each actor's objectives. In practice, decision makers must balance the pursuit of profitability, the need to maintain stability, and the ability to respond quickly to changes in demand or other disruptions in the chain. The objective of this thesis is to propose two approaches to help actors coordinate their planning in a decentralized supply chain.

The first proposal is based on the history of deterministic plans exchanged between two actors. We have tried to estimate the uncertainties on parts of a sliding horizon based on the instabilities observed in the successive plans of the history. The idea is to allow a decision maker to estimate the uncertainty of the plans received from his partners and to integrate this uncertainty in his own planning in order to improve the reactivity and flexibility of the chain. The approach uses unsupervised classification methods on plan histories, classifies rolling horizon periods and produces uncertainty models for each class. It also allowed us to study the propagation of instabilities in a supply chain based on models of actors' behavior in response to these disturbances.

The second approach consists in studying the application of knowledge compilation to tactical planning, approached as a batch sizing problem. The proposal concerns the study of compilation languages that are sufficiently expressive to represent such problems. The objective is to allow a decision maker to better model his preferences and constraints, and to transmit to his partners not only a deterministic plan but also a compilation of plans close in terms of acceptability. The partners can thus make more informed and efficient planning decisions.

In the framework of the ANR CAASC project, we tested and evaluated both approaches with simulated and real data, which allowed us to demonstrate their applicability and limitations in real situations. The results showed that both approaches can be useful to help actors to better coordinate their planning in a decentralized supply chain, by allowing a better modeling of uncertainties and degrees of freedom.

Keywords : Decentralized supply chain, Tactical planning, Rolling horizon planning, Instability, Lot sizing problem, Knowledge compilation

Résumé

Modélisation des incertitudes en horizon glissant et compilation de solutions de problèmes de lot sizing pour la planification tactique d'une chaîne logistique décentralisée

Dans une chaîne logistique décentralisée, multi-acteurs, les différentes entités de la chaîne sont amenées à planifier et à réviser leurs plans de manière périodique et indépendante, en utilisant, pour se coordonner, un processus de planification à horizon glissant. Cette coordination complexifie l'échange d'informations et les prises de décision, car elle dépend de l'actualisation des données, des perturbations possibles et des objectifs de chacun qui peuvent évoluer. De fait, les décideurs doivent trouver un équilibre entre la recherche de la rentabilité, la nécessité de maintenir la stabilité et la capacité de répondre rapidement aux changements de la demande ou aux autres perturbations de la chaîne. L'objectif de la thèse est de proposer deux approches pour aider les acteurs dans la coordination de leur planification dans une chaîne logistique décentralisée.

La première proposition est basée sur l'historique des plans déterministes échangés entre deux acteurs. Nous avons cherché à estimer les incertitudes sur des parties d'un horizon glissant à partir des instabilités constatées dans les plans successifs de l'historique. L'idée est de permettre à un décideur d'estimer l'incertitude sur les plans reçus de ses partenaires pour intégrer cette incertitude dans sa propre planification et améliorer la réactivité et la flexibilité de la chaîne. L'approche utilise des méthodes de classification non supervisée sur l'historique des plans. Elle permet de classer les périodes d'un horizon glissant, et de produire des modèles d'incertitude par classe. Elle nous a permis aussi d'étudier la propagation des instabilités dans une chaîne logistique en fonction de modèles de comportement d'acteurs face à ces perturbations.

La deuxième approche consiste à étudier l'application de la compilation de connaissances à la planification tactique, qui est abordée comme un problème de Lot Sizing. La proposition concerne l'étude de langages de compilation suffisamment expressifs pour représenter de tels problèmes. L'objectif est de permettre à un décideur de mieux modéliser ses préférences et ses contraintes pour transmettre à ses partenaires non plus un plan déterministe mais une compilation de plans proches en termes d'acceptabilité. Les partenaires pouvant ainsi prendre des décisions de planification plus éclairées et plus efficaces.

Cette thèse s'inscrivant dans le projet ANR CAASC, nous avons testé et évalué les deux approches avec des données simulées et réelles, ce qui nous a permis de démontrer leur applicabilité et leurs limites dans des situations réelles. Ces résultats ont montré que les deux approches peuvent être utiles pour aider les acteurs à mieux coordonner leur planification dans une chaîne logistique décentralisée, en permettant une meilleure modélisation des incertitudes et des degrés de liberté.

Mots-clés : Chaîne logistique décentralisée, Planification tactique, Planification à horizon glissant, Instabilité, Problème de lot sizing, Compilation de connaissances