



HAL
open science

Optimisation de la planification des systèmes industriels en présence de contraintes énergétiques

Oussama Masmoudi

► **To cite this version:**

Oussama Masmoudi. Optimisation de la planification des systèmes industriels en présence de contraintes énergétiques. Recherche opérationnelle [math.OA]. Université de Technologie de Troyes, 2016. Français. NNT : 2016TROY0031 . tel-03362078

HAL Id: tel-03362078

<https://theses.hal.science/tel-03362078v1>

Submitted on 1 Oct 2021

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.

Thèse
de doctorat
de l'UTT

Oussama MASMOUDI

**Optimisation de la planification
des systèmes industriels
en présence de contraintes
énergétiques**

Spécialité :
Optimisation et Sécurité des Systèmes

2016TROY0031

Année 2016

THESE

pour l'obtention du grade de

DOCTEUR de l'UNIVERSITE DE TECHNOLOGIE DE TROYES Spécialité : OPTIMISATION ET SURETE DES SYSTEMES

présentée et soutenue par

Oussama MASMOUDI

le 7 octobre 2016

Optimisation de la planification des systèmes industriels en présence de contraintes énergétiques

JURY

M. A. DOLGUI	PROFESSEUR ENSM NANTES	Président
M. H. CHEHADE	CHERCHEUR ASSOCIE UTT	Directeur de thèse
M. N. ESSOUNBOULI	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Examineur
M. S. HANAFI	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Rapporteur
M. Y. OUAZENE	MAITRE DE CONFERENCES	Examineur
Mme N. SAUER	PROFESSEUR DES UNIVERSITES	Rapporteur
Mme A.YALAOUI	MAITRE DE CONFERENCES - HDR	Directrice de thèse

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier les membres de jury qui m'ont fait le grand honneur d'accepter d'évaluer cette thèse : Monsieur Alexandre DOLGUI, professeur à l'École des mines de Nantes, Monsieur Saïd HANAFI, professeur à l'Université de Valenciennes, Madame Nathalie SAUER, professeur à l'Université Paul Verlaine, Monsieur Najib ESSOUNBOULI, professeur à l'Institut Universitaire de Technologie de Troyes et Monsieur Yassine OUAZENE, maître de conférences à l'Université de Technologie de Troyes. Je les remercie infiniment pour le temps consacré à cet effet en dépit de toutes les responsabilités qu'ils ont.

Mes sincères remerciements sont aussi dédiés à mes directeurs de thèse, Madame Alice YALAOUI, maître de conférence (HDR), et Monsieur Hicham CHEHADE, chercheur associé à l'Université de Technologie de Troyes. Je les remercie pour la confiance qu'ils m'ont accordée en acceptant d'encadrer ces travaux de recherche. Je suis sincèrement reconnaissant pour leurs précieux conseils, leurs aides scientifiques et leurs disponibilités.

J'adresse aussi mes vifs remerciements au Professeur Farouk YALAOU, directeur du Laboratoire d'Optimisation des Systèmes Industriels (LOSI), de m'avoir accueilli au sein de son équipe. Je le remercie encore pour son suivi continu, pour ses conseils constructifs et pour la qualité des idées proposées lors des échanges qui ont été très utiles pour mes travaux de recherche.

Un grand merci à Monsieur Yassine OUAZENE pour son implication à la réalisation de cette thèse ainsi que son encouragement permanent et son soutien scientifique de qualité durant ces trois années.

Je salue mes amis doctorants, post-doctorants et permanents, plus particulièrement Syrine Roufaïda AIT HADDADENE, Anis CHAARI, Fadhil MEZGHANNI, Mourad BENTALEB, Birome HOLO BA, Mustapha HROUGA ... et mes camarades de bureau : Julien AUTORI et Mohsen AGHELINJAD, pour leur collaboration.

Enfin, j'exprime mes remerciements et ma profonde reconnaissance à toute ma famille et surtout ma mère, pour leur soutien et leur encouragement. Il est évident que sans eux, je n'aurais jamais réussi à arriver jusque là.

Table des matières

Introduction générale	1
1 ÉTAT DE L'ART	5
1.1 Introduction	5
1.2 Classification selon les niveaux de décision	6
1.2.1 Niveau stratégique	7
1.2.2 Niveau tactique	8
1.2.3 Niveau opérationnel	9
1.2.3.1 Intégration du coût énergétique	10
1.2.3.2 Intégration de la consommation énergétique	13
1.3 Gestion de la chaîne logistique	13
1.3.1 Critères de classification des problèmes de dimensionnement des lots	14
1.3.2 Les problèmes à une référence et un niveau	14
1.3.2.1 Complexité et méthodes de résolution	16
1.3.3 Les problèmes à plusieurs références et un niveau	16
1.3.3.1 Complexité et méthodes de résolution	18
1.3.4 Les problèmes à plusieurs niveaux	18
1.3.4.1 Complexité et méthodes de résolution	20
1.4 Motivation	20
1.5 Conclusion	21
2 CAS MONO-PRODUIT : MODÉLISATION ET RÉOLUTION EXACTE	23
2.1 Introduction	23
2.2 État de l'art	24
2.3 Présentation du problème	24
2.3.1 Contexte des fournisseurs d'énergie	24
2.3.2 Contrainte d'interaction verticale	25
2.3.3 Objectif	25
2.3.4 Hypothèses	26
2.4 Formulations mathématiques	27
2.4.1 Définition des notations	27
2.4.2 Modèle mathématique	28
2.4.3 Linéarisation des contraintes non-linéaire	30
2.4.4 Exemples illustratifs	31
2.4.4.1 Exemple 1 : instance (3,3)	33
2.4.4.2 Exemple 2 : instance (3,5)	35
2.5 Applications numériques	36
2.5.1 Génération des instances	36

2.5.2	Résultats	37
2.6	Conclusion	37
3	CAS MONO-PRODUIT : RÉOLUTIONS APPROCHÉES	41
3.1	Introduction	41
3.2	État de l'art	42
3.3	Méthodes de résolution approchées	43
3.3.1	Heuristique Basée sur des Techniques de Mouvement (HBMT)	43
3.3.1.1	Description des différents mouvements	44
3.3.1.2	Résultats	51
3.3.2	Présentation du Multi-Start Heuristique Basée sur des Tech- niques de Mouvement (MSHBMT)	56
3.3.3	Présentation de l'heuristique Fix-and-Relax (F&R)	59
3.3.3.1	Principe	59
3.3.3.2	Analyse de sensibilité	60
3.3.3.3	Résultats	61
3.3.4	Présentation de l'Algorithme Génétique (AG)	68
3.3.4.1	Population initiale et représentation des chromosomes	69
3.3.4.2	Evaluation de la solution "Fitness"	69
3.3.4.3	Opérateur de sélection	69
3.3.4.4	Opérateur de croisement	70
3.3.4.5	Opérateur de mutation	72
3.3.4.6	Mise à jour de la population	73
3.3.4.7	Critère d'arrêt	73
3.3.4.8	Choix des paramètres	73
3.3.5	Résultats	74
3.4	Comparaison des différentes méthodes de résolution	74
3.5	Conclusion	80
4	CAS MULTI-PRODUITS : MODÉLISATION ET RÉOLUTION	81
4.1	Introduction	81
4.2	État de l'art	82
4.3	Formulation du modèle mathématique	82
4.3.1	Notations	83
4.3.2	Hypothèses	84
4.3.3	Modèle mathématique	84
4.4	Exemples illustratifs	86
4.5	Résolution approchée du modèle	90
4.6	Conclusion	98
	Conclusions et perspectives	101

Table des figures

FIGURE 1.1	Diagramme du développement durable [Martinez 12]	6
FIGURE 1.2	Les niveaux de décision	6
FIGURE 1.3	Programmes de réponse à la demande ([Sun 14a])	10
FIGURE 1.4	Exemple de classification de problèmes de gestion de la chaîne logistique [Rizk 01]	15
FIGURE 1.5	Structures des systèmes de production à plusieurs niveaux (Comelli <i>et al.</i> [Comelli 08])	19
FIGURE 2.1	Ligne de production	25
FIGURE 2.2	Diagramme de GANTT de la planification de production pour l'instance (3,3), sans considération de l'aspect énergétique . . .	33
FIGURE 2.3	Diagramme de GANTT de la planification de production pour l'instance (3,3), avec considération de l'aspect énergétique . . .	34
FIGURE 2.4	Diagramme de GANTT de la planification de production pour l'instance (3,5), sans considération de l'aspect énergétique . . .	35
FIGURE 2.5	Diagramme de GANTT de la planification de production pour l'instance (3,5), avec considération de l'aspect énergétique . . .	36
FIGURE 3.1	Solution initiale (Init) et la fonction objectif correspondante (OF)	46
FIGURE 3.2	Move 1 : Résultat R1	46
FIGURE 3.3	Move 1 : Résultat R2	47
FIGURE 3.4	Move 1 : Résultat R3	47
FIGURE 3.5	Move 2 : Résultat R1	48
FIGURE 3.6	Move 2 : Résultat R2	48
FIGURE 3.7	Move 5 : Résultat R3	50
FIGURE 3.8	Move 7 : Sélection des périodes et de la machine	51
FIGURE 3.9	Move 7 : Solution en appliquant Move 7	51
FIGURE 3.10	Analyse de sensibilité sur le nombre d'itérations	53
FIGURE 3.11	Evolution des fonctions objectifs en fonction de la taille de la population	56
FIGURE 3.12	Principe de l'heuristique Fix-and-Relax	60
FIGURE 3.13	Variation du GAP en fonction de δ ($\sigma = 1$)	61
FIGURE 3.14	Variation du temps CPU en fonction de δ ($\sigma = 1$)	62
FIGURE 3.15	Variation du GAP en fonction de δ ($\sigma = 2$)	62
FIGURE 3.16	Variation du temps CPU en fonction de δ ($\sigma = 2$)	63
FIGURE 3.17	Variation du GAP en fonction de δ ($\sigma = 3$)	63
FIGURE 3.18	Variation du temps CPU en fonction de δ ($\sigma = 3$)	64
FIGURE 3.19	Variation du GAP en fonction de δ ($\sigma = 4$)	64
FIGURE 3.20	Variation du temps CPU en fonction de δ ($\sigma = 4$)	65

FIGURE 3.21	Description du principe de l'algorithme génétique	68
FIGURE 3.22	Représentation de chromosome avec 3 machines et 4 périodes .	69
FIGURE 3.23	Principe de la méthode de sélection de la loterie biaisée	70
FIGURE 3.24	Opérateur de croisement en 1 point	71
FIGURE 3.25	Opérateur de croisement en 2 points	71
FIGURE 3.26	1 er opérateur de mutation	73
FIGURE 3.27	2 ème opérateur de mutation	73
FIGURE 4.1	Diagramme de GANTT de la planification de production pour l'instance (2,2,3), sans considération de l'aspect énergétique (exemple 1)	89
FIGURE 4.2	Diagramme de GANTT de la planification de production pour l'instance (2,2,3), avec considération de l'aspect énergétique (exemple 2)	89
FIGURE 4.3	Diagramme de GANTT de la planification de production pour l'instance (2,2,3), avec considération de l'aspect énergétique (exemple 3)	90
FIGURE 4.4	Principe de l'heuristique Fix-and-Relax	91
FIGURE 4.5	Variation du GAP en fonction de δ ($\sigma = 3$)	92
FIGURE 4.6	Variation du temps CPU en fonction de δ ($\sigma = 3$)	93
FIGURE 4.7	Variation du GAP en fonction de δ ($\sigma = 4$)	93
FIGURE 4.8	Variation du temps CPU en fonction de δ ($\sigma = 4$)	94

Liste des tableaux

TABLEAU 2.1	Exemple 1 : Les données relatives aux périodes pour l'instance (3,3).	32
TABLEAU 2.2	Exemple 2 : Les données relatives aux périodes pour l'instance (3,5).	32
TABLEAU 2.3	Les données relatives aux machines pour les instances (3,3) and (3,5).	32
TABLEAU 2.4	Tarifcation selon le programme TOU	37
TABLEAU 2.5	Premier cas : Nombre de problèmes résolus de façon optimale par CPLEX en fonction de la taille des instances dans la limite de 1 heure	38
TABLEAU 2.6	Deuxième cas : Nombre de problèmes résolus de façon optimale par CPLEX en fonction de la taille des instances dans la limite de 1 heure	39
TABLEAU 3.1	Exemple : Données relatives aux périodes de l'instance (2,4).	45
TABLEAU 3.2	Exemple : Données relatives aux machines de l'instance (2,4).	46
TABLEAU 3.3	1 ère étude de cas : comparaison des résultats entre CPLEX et HBMT	54
TABLEAU 3.4	2 ème étude de cas : comparaison des résultats entre CPLEX et HBMT	55
TABLEAU 3.5	1 ère étude de cas : comparaison des résultats entre HBMT et MSHBMT (pour les solutions optimales trouvées par CPLEX)	57
TABLEAU 3.6	2 ème étude de cas : comparaison des résultats entre HBMT et MSHBMT (pour les solutions optimales trouvées par CPLEX)	58
TABLEAU 3.7	1 ère étude de cas : comparaison des résultats entre CPLEX et F&R	66
TABLEAU 3.8	2 ème étude de cas : comparaison des résultats entre CPLEX et F&R	67
TABLEAU 3.9	1 ère étude cas : Résultats du F&R et AG	75
TABLEAU 3.10	2 ème étude de cas : Résultats du F&R et AG	75
TABLEAU 3.11	1 ère étude de cas : Nombre de meilleures solutions obtenues par chaque heuristique pour les instances dont le CPLEX n'arrive pas à les résoudre avant 1 heure	77
TABLEAU 3.12	2 ème étude de cas : Nombre de meilleures solutions obtenues par chaque heuristique pour les instances dont le CPLEX n'arrive pas à les résoudre avant 1 heure	77
TABLEAU 3.13	1 ère étude de cas : Temps de résolution des heuristique pour les instances dont le CPLEX n'arrive pas à les résoudre avant 1 heure	78

TABLEAU 3.14	2 ème étude de cas : Temps de résolution des heuristique pour les instances dont le CPLEX n'arrive pas à les résoudre avant 1 heure	78
TABLEAU 3.15	1 ère étude de cas : Comparaison des résultats entre les différentes heuristiques pour les instances dont le CPLEX n'arrive pas à les résoudre avant 1 heure	79
TABLEAU 3.16	2 ème étude de cas : Comparaison des résultats entre les différentes heuristiques pour les instances dont le CPLEX n'arrive pas à les résoudre avant 1 heure	79
TABLEAU 4.1	Données relatives aux périodes pour l'instance (2, 2, 3).	87
TABLEAU 4.2	Données relatives aux machines pour l'instance (2, 2, 3).	87
TABLEAU 4.3	Temps de changement de série pour la première machine (minutes).	87
TABLEAU 4.4	Les temps de changement de série pour la deuxième machine (minutes).	88
TABLEAU 4.5	Les coûts de changement de série pour la première machine (\$).	88
TABLEAU 4.6	Les coûts de changement de série pour la deuxième machine (\$).	88
TABLEAU 4.7	1 ère étude de cas : comparaison des résultats entre CPLEX et F&R	96
TABLEAU 4.8	2 ème étude de cas : comparaison des résultats entre CPLEX et F&R	97
TABLEAU 4.9	1 ère étude de cas : comparaison des résultats entre CPLEX et F&R pour les instances dont le CPU de résolution est supérieur à 1 heure	98
TABLEAU 4.10	2 ème étude de cas : comparaison des résultats entre CPLEX et F&R pour les instances dont le CPU de résolution est supérieur à 1 heure	98

Glossaire des notations

GES	Gaz à Effet de Serre
HBMT	Heuristique Basée à des Techniques de Mouvement
MSHBMT	Multi Start Heuristique Basée à des Techniques de Mouvement
F&R	Fix-and-Relax
RH	Horizon glissant (Rolling Horizon)
AG	Algorithme Génétique
NSGA-II	Non-dominated Sorting-based Genetic Algorithm II
MIP	Programme linéaire mixte (Mixed Integer Programming)
ZONLP	Programme non linéaire en nombres binaires (Zero One Non Linear Programming)
MINLP	Programme non linéaire mixte (Mixed Integer Nonlinear Programming)
TOU	Time Of Use
CPP	Critical Peak Pricing
CLSP	Problème de Lot-Sizing à Capacité finie (Capacitated Lot-Sizing Problem)
ULSP	Problème de Lot-Sizing à Capacité infinie (Uncapacitated Lot-Sizing Problem)
MCLSP	Problème de Lot-Sizing à Capacité finie et multi-produits (Multi-item Capacitated Lot-Sizing Problem)
CPU	Temps de résolution (Computational time)
FG	Fenêtre Gelée
FD	Fenêtre de Décision
FA	Fenêtre d'Approximation

Introduction générale

Le changement climatique est une question qui nous concerne toutes et tous. Par conséquent, la protection de l'environnement représente un enjeu majeur et primordial. Elle peut se traduire sous plusieurs formes : minimisation des émissions des gaz à effet de serre (GES), réduction de la consommation énergétique ou encore minimisation et meilleure gestion des déchets.

Plusieurs conférences, portant sur la protection de l'environnement, ont eu lieu dans les cinquante dernières années. Nous pouvons citer à titre d'exemple, la première conférence mondiale sur le climat qui remonte à 1979 à Genève et celle la plus récente à Paris (la 21ème conférence mondiale sur le climat COP21).

Selon le rapport¹ établi lors de cette dernière conférence, la minimisation des émissions des GES est parmi les principaux objectifs. Les états ont insisté " avec une vive préoccupation sur l'urgence de combler l'écart significatif entre l'effet global des engagements d'atténuation pris par les Parties en termes d'émissions annuelles mondiales de gaz à effet de serre jusqu'à 2020 et les profils d'évolution des émissions globales compatibles avec la perspective de contenir l'élévation de la température moyenne de la planète nettement en dessous de 2 °C par rapport aux niveaux préindustriels et de poursuivre l'action menée pour limiter l'élévation des températures à 1,5 °C."

Depuis la révolution industrielle, le taux des gaz à effet de serre a augmenté de 70% (entre 1970 et 2004), ce qui a causé le changement climatique. Citons comme exemple le cas des États Unis, où le secteur industriel est le plus grand consommateur d'énergie et dont les émissions de gaz à effet de serre, dans ce secteur, représente le un tiers des émissions totales ([Wang 13]).

De ce fait, il est recommandé de s'intéresser au secteur industriel pour la minimisation de la consommation d'énergie et la réduction des émissions des gaz à effet de serre.

Les décisions dans la chaîne logistique sont relatives à la durée de l'horizon de planification : long terme (décisions stratégiques), moyen terme (décisions tactiques) et court terme (décisions opérationnelles). Par exemple, la détermination des emplacements des entrepôts fait partie du niveau stratégique. La planification de la production fait partie du niveau tactique alors que le problème d'ordonnement fait partie du niveau opérationnel.

1. <http://unfccc.int/resource/docs/2015/cop21/fre/lo9f.pdf>

Afin de contrôler les changements climatiques, l'intégration de l'aspect écologique peut se traduire à chaque niveau de décision. Dans la littérature, au niveau stratégique, on trouve par exemple des problématiques de détermination des modes de transport ayant comme objectif la minimisation des émissions des GES. De même, au niveau tactique, il existe des travaux qui traitent les problèmes de planification (lot-sizing) qui minimisent les émissions des GES. Finalement, au niveau opérationnel, des travaux sur l'ordonnancement ont été étudiés ayant comme objectif la minimisation de la consommation et du coût énergétique.

Dans cette thèse, un grand intérêt sera accordé aux problèmes de dimensionnement des lots (lot-sizing que l'on rencontre lors de la planification de la production). Généralement, l'objectif de ce problème est de trouver un plan de production qui minimise les coûts composés des coûts de production, de stockage et de setup. Pour ce type de problème, nous intégrons l'aspect énergétique au niveau de la fonction objectif qui minimise le coût total de production composé du coût électrique, coût de stockage, coût de lancement (dans le cas mono-produit) ou de changement de série (dans le cas multi-produits) et coût de puissance demandée par le système à chaque période de l'horizon de planification. Au niveau des contraintes, une limitation de puissance par période est considérée dans le modèle. Par conséquent, l'objectif est de trouver un plan de production réalisable en tenant compte de plusieurs contraintes dont celles de précédence, de conservation de flux et de respect du seuil de puissance.

Après la présentation des nouveaux problèmes, nous développons des méthodes approchées afin d'obtenir des solutions de bonne qualité dans un temps réduit (par rapport aux méthodes exactes).

Ce mémoire de thèse est constitué de quatre chapitres. Le premier présente un état de l'art sur les problèmes de gestion de la production, et plus particulièrement ceux avec prise en compte des aspects énergétiques et écologiques, selon les différents niveaux de décision. Nous nous intéressons plus particulièrement dans cette partie aux problèmes de dimensionnement des lots. Nous rappelons les complexités des différents types de problèmes en fonction de leurs caractéristiques et les méthodes de résolution les plus utilisées.

Le second chapitre est consacré au premier problème considéré dans notre travail à savoir le problème de lot sizing à capacité finie dans une structure de type flow-shop ; sous contraintes énergétiques. Pour ce problème, nous proposons un modèle non linéaire, sa linéarisation et nous illustrons sa résolution en fonction des différents paramètres avec le solveur CPLEX 12.6.

Dans le troisième chapitre, nous proposons quatre approches de résolution pour ce problème décrit au chapitre précédent : une heuristique basée sur des techniques de mouvement (*HBMT*), une heuristique de type multi-start (*MSHBMT*), une heuristique de type Fix-and-Relax (*F&R*) et un algorithme génétique (*AG*). Des

expérimentations numériques permettant d'évaluer les résultats de ces méthodes heuristiques sont présentées et des conclusions clôturent ce chapitre.

Le quatrième chapitre est quant à lui consacré au modèle généralisé à plusieurs types de produits. Une fois la problématique et le modèle présentés, nous abordons des expérimentations numériques avec le solveur commercial CPLEX 12.6. Ce problème étant NP-difficile, une heuristique de type Fix-and-Relax est proposée. Des expérimentations numériques permettant d'évaluer les résultats de cette méthode approchée sont discutées. Nous terminons ce chapitre par des conclusions.

Nous clôturons ce manuscrit par une conclusion générale qui présente le bilan des travaux réalisés au cours de cette thèse. Des perspectives liées à nos travaux de recherche sont également mises en évidence.

Sommaire

1.1	Introduction	5
1.2	Classification selon les niveaux de décision	6
1.2.1	Niveau stratégique	7
1.2.2	Niveau tactique	8
1.2.3	Niveau opérationnel	9
1.2.3.1	Intégration du coût énergétique	10
1.2.3.2	Intégration de la consommation énergétique	13
1.3	Gestion de la chaîne logistique	13
1.3.1	Critères de classification des problèmes de dimensionnement des lots	14
1.3.2	Les problèmes à une référence et un niveau	14
1.3.2.1	Complexité et méthodes de résolution	16
1.3.3	Les problèmes à plusieurs références et un niveau	16
1.3.3.1	Complexité et méthodes de résolution	18
1.3.4	Les problèmes à plusieurs niveaux	18
1.3.4.1	Complexité et méthodes de résolution	20
1.4	Motivation	20
1.5	Conclusion	21

1.1 Introduction

Selon le rapport Brundtland en 1987, le développement durable se définit par : "Un développement qui répond aux besoins des générations du présent sans compromettre la capacité des générations futures à répondre aux leurs".

Cette notion est représentée à travers la figure 1.1 qui souligne l'existence de trois systèmes : économique, sociétal et environnemental. Le développement durable correspond à la zone d'intersection entre ces trois systèmes.

Dans ce chapitre, nous présentons une revue des problèmes étudiés dans la littérature qui tiennent compte de l'aspect écologique dans leur modélisation. Nous proposons une classification de ces travaux selon les différents niveaux de décision. Nous donnons par la suite quelques types de problèmes de lot-sizing, leurs caractéristiques et les méthodes de résolution les plus utilisées.

Nous terminons ce chapitre par une motivation, des conclusions et des perspectives.

1.2 Classification selon les niveaux de décision

En fonction du niveau de décision considéré : stratégique, tactique et opérationnel (figure 1.2), nous avons rencontré différents travaux intégrant l'aspect écologique dans les problèmes de décision. Au niveau stratégique, il existe des travaux sur la conception de la chaîne logistique dans lesquels les chercheurs tiennent à déterminer la localisation des sites, les capacités et le nombre de centres de distribution dans le but de minimiser les coûts totaux et les émissions des gaz à effet de serre. Au niveau tactique, nous avons rencontré des travaux qui ont pour objectifs l'optimisation de la planification et la gestion des ressources afin de limiter les émissions de gaz à effet de serre et les déchets. Citons à titre d'exemple des travaux qui s'intéressent aux problèmes de lot-sizing. Au niveau opérationnel, on rencontre la problématique d'ordonnancement qui consiste à maximiser les performances d'une ligne de production tout en minimisant la consommation d'énergie. Il existe aussi des travaux qui ont combiné le niveau tactique et opérationnel.

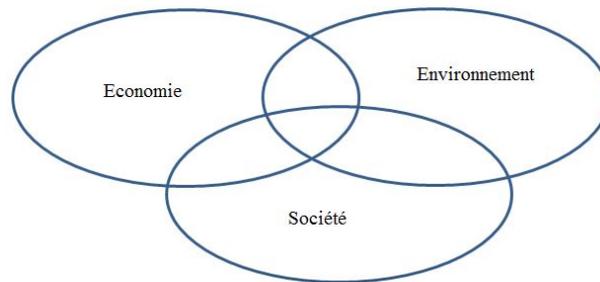


FIGURE 1.1: Diagramme du développement durable [Martinez 12]

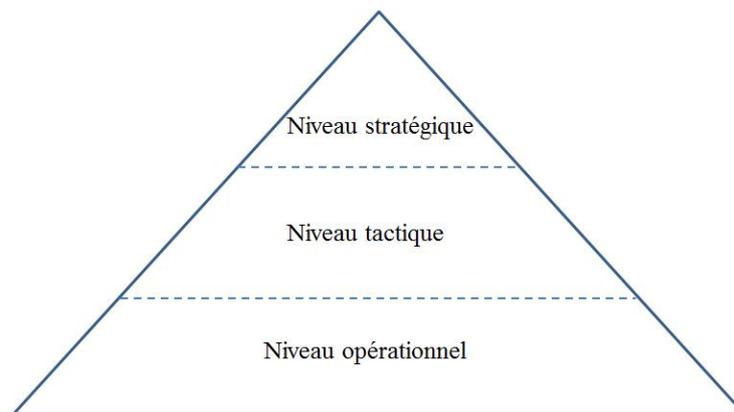


FIGURE 1.2: Les niveaux de décision

1.2.1 Niveau stratégique

Le premier niveau de décision de la chaîne logistique est le niveau stratégique. Ce niveau comprend les décisions prises par les dirigeants sur long terme. Elles sont difficilement réversibles.

Parmi les décisions de ce niveau, on peut citer :

- Localisation des usines et des entrepôts,
- Détermination des capacités des usines et des entrepôts,
- Identification des modes de transport.
- Etc.

Nous donnons dans ce qui suit quelques exemples.

Afin d'évaluer l'impact environnemental de la localisation des entrepôts, Li *et al.* [Li 08] ont proposé un MIP qui minimise les émissions des gaz à effet de serre et maximise le profit. Le modèle proposé consiste à déterminer les emplacements des centres de distribution ainsi que les modes de transport. Ramudhin *et al.* [Ramudhin 10] ont développé un MIP pour un problème similaire dont trois dimensions ont été évaluées (économique, environnementale et sociale). La dimension économique est évaluée par la minimisation des coûts engendrés dans la chaîne logistique (achat, production, stockage, distribution et recyclage). La dimension environnementale est évaluée par la considération des émissions des gaz à effet de serre. Finalement, la dimension sociale est évaluée par l'amélioration des normes de vie et la qualité de vie des communautés autour de la chaîne logistique. Le même type de problème a été considéré par Chaabane *et al.* [Chaabane 12].

Wang *et al.* [Wang 11] ont développé un modèle qui consiste à déterminer le nombre des centres de distribution, leurs capacités et les niveaux de protection de l'environnement pour chaque centre. Les objectifs de ce modèle sont de minimiser le coût total engendré et les émissions des gaz à effet de serre.

Malladis *et al.* [Mallidis 12] ont proposé un MIP pour déterminer les emplacements et les capacités des centres de distribution et les modes de transport.

Pishvaei *et al.* [Pishvaei 12] ont proposé un modèle qui consiste à déterminer les modes de transport en fonction de la localisation des centres de production, des centres de distribution et des clients. Le but du modèle proposé est de minimiser les coûts de production (fixes et variables) ainsi que les émissions des gaz à effet de serre engendrées par le transport.

Harris *et al.* [Harris 14] ont proposé un modèle multi-objectif qui minimise les coûts et les émissions engendrées par le transport et l'ouverture des entrepôts. Le problème consiste à déterminer le nombre optimal d'entrepôts à ouvrir et l'allocation

tion des clients.

Dans la partie suivante, nous présentons les travaux de la littérature où le niveau tactique est considéré.

1.2.2 Niveau tactique

Le deuxième niveau de gestion de la chaîne logistique est le niveau tactique : les décisions du moyen terme qui dépendent des décisions prises au niveau stratégique.

Parmi les décisions de ce niveau, on peut citer par exemple :

- L'allocation des ressources,
- Le dimensionnement de la taille des lots à produire ou à approvisionner,
- Etc.

Au niveau tactique, Absi *et al.* [Absi 13] ont traité le problème de lot-sizing avec limitation des émissions de carbone. Ils ont défini quatre moyens d'intégrer cet aspect à savoir : émission périodique, émission cumulative, émission globale et sur les périodes de l'horizon. Une extension de ce modèle avec une contrainte sur l'émission périodique a été étudiée par Absi *et al.* [Absi 16]. Cette modification consiste à considérer les émissions fixes engendrées par le choix du site de production et le mode de transport. Un modèle de détermination des lots à produire, avec une limite périodique des émissions de carbone, est présenté par Yu *et al.* [Yu 13]. Une contrainte sur l'émission globale de carbone, pour le problème de dimensionnement de lots, a été introduite dans les travaux de Velázquez-Martínez *et al.* [Velázquez-Martínez 14], Hemrich *et al.* [Helmrich 15] et [Akbalik 13]. Benjaafar *et al.* [Benjaafar 13] ont tenu compte du dégagement de carbone pour les problèmes de lot-sizing pour les cas d'une ou de plusieurs entreprises. En ce qui concerne le premier cas (entreprise unique), plusieurs scénarii ont été développés : contrainte sur la limitation des émissions de carbone, taxe sur les émissions de carbone et limitation et échange d'émission de carbone (vendre ou acheter). En ce qui concerne le deuxième cas (plusieurs entreprises), la possibilité de collaboration, ou non, entre différentes entreprises a été considérée. Jaber *et al.* [Jaber 13] ont traité le système fournisseur-clients. L'objectif est de minimiser le coût total intégrant celui de l'émission et de la quantité excédante de carbone. Le modèle consiste à déterminer le taux de production et les quantités à produire par période. Kantas *et al.* [Kantas 15] ont incorporé l'émission de carbone et la consommation de l'eau dans le problème de lot-sizing. Heck et Schmidt [Heck 10] ont intégré la puissance demandée, l'émission de CO₂ et la consommation de l'eau pour ce type de problème. Un modèle bi-objectif a été proposé par Sazvar *et al.* [Sazvar 14] pour minimiser les coûts de stockage, de transport et de recyclage des produits périssables ainsi que

les émissions des gaz à effet de serre engendrées par ces activités.

Hua *et al.* [Hua 11] ont étendu le modèle de "Economic Order Quantity (EOQ)" en tenant compte des émissions des gaz à effet de serre. Ce modèle détermine les quantités à produire dans le cadre de la limitation des émissions et la possibilité d'établir des conventions entre entreprises en ce qui concerne les quantités des émissions des gaz à effet de serre. L'objectif est de minimiser les coûts de production, de stockage et des émissions. Les impacts économiques, sociaux et environnementaux ont été considérés dans les travaux de Bouchery *et al.* [Bouchery 12]. Ils ont reformulé le problème classique de EOQ (quantité économique) comme un problème multi-objectif qui intègre les critères cités. Konur [Konur 14] a traité le problème de EOQ. Il a intégré différents types de transport et des contraintes sur les émissions de carbone générées par le stockage, la passation de commande et le transport. Le modèle détermine la quantité à produire, la quantité à charger et le moyen de transport. En ce qui concerne Arikan et Jammernegg [Arikan 14], une seule période a été considérée. Ils ont proposé un modèle dont la fonction objectif consiste à maximiser le profit en tenant compte du transport, stockage et les émissions additionnelles pour les produits non vendus. Bozorgi *et al.* [Bozorgi 14] ont proposé une extension de EOQ. Les objectifs de ce modèle consistent à minimiser le coût global et les émissions des gaz.

Dans cette partie, nous avons présenté un extrait des travaux de recherche qui ont considéré l'aspect écologique, pour les problèmes de niveau tactique de la chaîne logistique.

Dans la partie suivante, nous présentons un aperçu sur les travaux de la littérature où le niveau opérationnel est considéré.

1.2.3 Niveau opérationnel

Le dernier niveau de gestion de la chaîne logistique est le niveau opérationnel. Il comprend les décisions du court terme. Parmi les décisions de ce niveau, on peut citer par exemple :

- Ordonnancement des tâches,
- Équilibrage des stocks à court terme,
- Ordonnancement de la main d'oeuvre,
- Etc.

Au niveau opérationnel, plusieurs travaux de recherche ont intégré l'aspect énergétique dans leurs modélisations. Il existe des travaux qui ont considéré l'énergie en terme de coût (où la fonction objectif consiste à minimiser le coût énergétique) et d'autres en terme de consommation (où la fonction objectif est de minimiser la consommation énergétique).

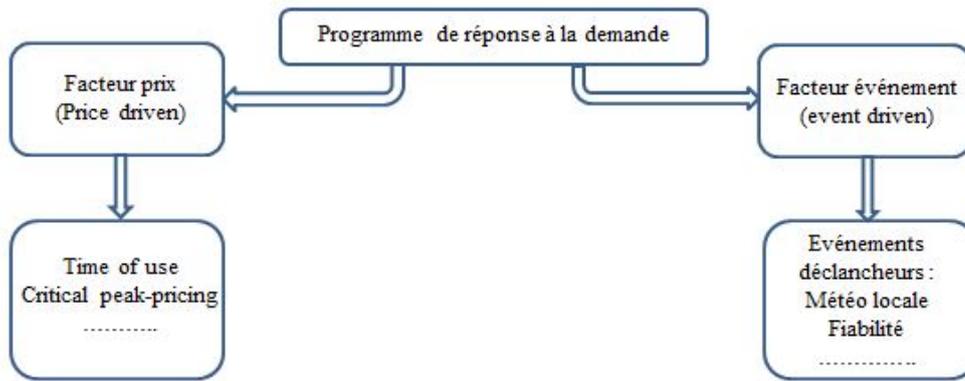


FIGURE 1.3: Programmes de réponse à la demande ([Sun 14a])

1.2.3.1 Intégration du coût énergétique

Selon Goldman [Goldman 10], il existe deux types de programmes de réponse à la demande (figure 1.3) : *price driven* (facteur prix) et *event driven* (facteur événement).

Pour le premier type, le coût de l'électricité varie en fonction du temps. En conséquence, les industriels planifient et organisent leurs activités de manière à minimiser le coût de l'électricité. *Time Of Use (TOU)* et *Critical Peak Pricing (CPP)* sont des exemples pour ce type de programme.

En ce qui concerne le programme *event driven*, des récompenses seront accordées aux industriels qui réduisent leurs consommations d'énergie afin de répondre à des événements déclencheurs. Les événements peuvent se traduire par des changements climatiques, adaptation à des perturbations économiques, dégradation de la fiabilité des équipements ...

Nous allons nous intéresser au premier type de programme de réponse à la demande et plus particulièrement aux TOU et CPP.

– Time Of Use (TOU) :

Selon le rapport¹ *Energy Policy Act of 2005*, les coûts de l'électricité sont fixés et connus en avance pour les périodes qui suivent. Habituellement, ces coûts ne changent pas plus que deux fois par an. Afin de réduire la consommation d'énergie, ce type de programme donne l'opportunité aux industriels de déplacer leurs consommations énergétiques aux périodes les moins coûteuses. Il existe des périodes de faible coût d'énergie (OFF-peak) et des périodes de coût plus important par rapport aux autres périodes (ON-peak).

Dans cette partie, une classification en fonction des différents types des systèmes de production sera présentée.

1. <http://energy.gov/sites/prod/files/2013/10/f3/epact2005.pdf>

- Système à une seule machine

Ayant comme objectif la minimisation des coûts énergétiques, Shrouf *et al.* [Shrouf 14] ont proposé un programme linéaire dont l'objectif est de minimiser les coûts associés à l'état de la machine (en fonctionnement, en attente ou éteinte) et le coût de l'électricité de chaque période. Les auteurs ont développé un algorithme génétique pour la résolution de ce problème.

- Système à machines parallèles

Kondili *et al.* [Kondili 93] ont proposé un programme linéaire mixte (MIP) dont l'objectif consiste à réduire les coûts de changement de série et d'énergie dans un environnement avec machines parallèles. Castro *et al.* [Castro 09] ont proposé un MIP qui minimise les coûts énergétiques. Pour la résolution de ce problème, les auteurs ont eu recours à un solveur commercial. Mitra *et al.* [Mitra 12] ont développé un MIP qui a comme objectif de réduire les coûts de stockage, de déplacement et d'énergie. Des limitations de puissances ont été intégrées dans le modèle. Des solveurs commerciaux ont été considérés pour la résolution du problème. Moon *et al.* [Moon 13] ont proposé aussi un MIP dont l'objectif est de minimiser le coût engendré par le temps maximal d'achèvement et le coût énergétique. Pour la détermination de solutions de bonnes qualités, un algorithme génétique hybride a été développé.

- Système de type flow-shop

En ce qui concerne ce type de système de production, Ashok [Ashok 06] a proposé un Programme Linéaire (PL) dont l'objectif consiste à minimiser le coût d'électricité pour une usine d'aciérie. Pour la résolution de ce problème, un solveur commercial a été utilisé (LINDO). Wang et Li [Wang 13] ont proposé deux 0 – 1 Programmes Non Linéaires (ZONLP) qui minimisent, pour le premier, la consommation totale d'électricité et, pour le deuxième, le coût total d'électricité, en respectant un taux de production minimal. Afin de résoudre ce problème, les auteurs ont développé une métaheuristique (particle swarm optimization). Pour ce même type d'atelier, Fernandez *et al.* [Fernandez 13] ont développé un ZONLP dont l'objectif est de réduire la puissance demandée par le système au cours des périodes de pointes. L'objectif est de produire des stocks secondaires pendant la période de faible coût d'électricité et qui vont servir pour la production de la période ayant un coût d'électricité plus important. La résolution de ce modèle est réalisée en ayant recours à un solveur (SBB).

D'autres auteurs ont également étudié ce type de système. On peut citer à titre d'exemple Solding *et al.* [Solding 09], Castro *et al.* [Castro 11] et [Castro 13], Luo *et al.* [Luo 13], Hadera et Harjunkski [Hadera 13], Tan et Lui [Tan 14], Sun *et al.* [Sun 14b] et Brundage *et al.* [P. 14], qui ont aussi traité les systèmes

de production de type flow-shop en considérant le programme de réponse à la demande de type Time Of Use.

- Système de type job-shop

Pour les systèmes de type job-shop, Babu et Ashok [Babu 08] ont considéré les industries de procédés électrolytiques. Ils ont développé un MINLP qui a comme objectif de réduire le coût d'électricité et de la puissance demandée par le système. Un solveur commercial (LINGO) a été choisi pour déterminer les solutions des instances. Moon et Park [Moon 14] ont développé des modèles mathématiques qui traitent le problème de job-shop, en tenant compte de la variation du coût d'électricité en fonction du temps et de l'état de la machine. L'objectif est de minimiser le coût électrique et celui engendré par la date de fin de traitement.

- Critical Peak Pricing (CPP) :

Selon le rapport *Energy Policy Act of 2005*, le programme de CPP est similaire à celui de TOU. La seule différence réside dans le fait d'avoir quelques jours critiques (de pointe) durant lesquels le coût de l'électricité est beaucoup plus élevé par rapport au coût basique.

- Système à machines parallèles

Artigues *et al.* [Artigues 13] ont présenté un problème d'ordonnancement sous contraintes énergétiques. Des limitations maximales et minimales ont été introduites dans le modèle.

- Système de type flow-shop

Pour les systèmes de type flow-shop, Liu *et al.* [Liu 14a] ont proposé deux modèles qui considèrent comme objectifs le retard des tâches et les émissions de carbone. Pour la résolution du problème, les auteurs ont développé l'algorithme "Non-dominated Sorting-based Genetic Algorithm II (NSGA-II)". De même, Bego *et al.* [Bego 14] ont proposé un MINLP dont la fonction objectif intègre les coûts de production ainsi que celui lié à l'énergie. La résolution est faite en ayant recours à un solveur commercial (LINDO).

- Système de type job-shop

En ce qui concerne ce type de système, Zheng et Wang [yu Zheng 15] ont proposé un bi-objectif MIP qui minimise la date de fin de traitement d'une part et l'émission de carbone d'autre part.

1.2.3.2 Intégration de la consommation énergétique

Dans cette section, nous présentons un extrait des travaux de recherche qui ont tenu compte de l'aspect énergétique (en termes de consommation).

– Système à une seule machine

Liu *et al.*, [Liu 14b] ont développé un modèle avec deux objectifs différents. Le premier objectif est de minimiser le temps de fin de traitement total alors que le deuxième est de minimiser les émissions des gaz à effet de serre. Le deuxième objectif est traduit par le produit entre la consommation d'énergie et un paramètre permettant d'estimer cette consommation en quantité de carbone. Un algorithme NSGA-II a été développé pour la résolution du problème. Yildirim et Mouzon [Yildirim 12] ont proposé un MIP avec comme objectifs la réduction, d'une part, de la consommation énergétique totale et, d'autre part, la date de fin de traitement total. Les auteurs ont développé à un algorithme génétique.

– Système de type flow-shop

Bruzzzone *et al.* [Bruzzzone 12] ont proposé un MIP dont l'objectif est de réduire le retard total et le makespan dans un système de type flow-shop hybride. Des contraintes sur la limitation de puissance par étage ont été intégrées dans le modèle. Un solveur commercial (CPLEX) et une métaheuristique (Randomised Neighbourhood Search) ont été utilisés pour la résolution du problème. De même, pour les systèmes de type flow-shop, Fang *et al.* [Fang 13] ont développé un MIP qui considère le makespan dans la fonction objectif en tenant compte de la limitation de puissance. Des heuristiques ont été proposées par les auteurs pour la détermination des séquencements des jobs.

Pour plus de travaux et de détails sur ce concept, le lecteur peut se référer au papier de Gham *et al.* [Gahm 16].

1.3 Gestion de la chaîne logistique

Dans notre travail, nous nous focalisons sur le niveau tactique et essentiellement sur les problèmes de dimensionnement des lots (lot-sizing). Pour cela, nous présentons dans cette section un état de l'art sur ce type de problèmes.

Le problème de dimensionnement des lots consiste à déterminer les quantités optimales à produire par chaque machine à chaque période de l'horizon de planification. La production des articles à chaque période peut engendrer un coût global élevé vu que chaque article peut avoir un coût de lancement associé. En revanche, en produisant un grand nombre d'articles dans une période, cela peut aussi en-

gendrer des coûts de stockage élevés. Par conséquent, le problème de lot-sizing consiste à trouver un compromis entre ces différents coûts afin de déterminer les quantités à produire à chaque période.

Nous allons ci-après présenter les différents critères de classification de ces problèmes.

1.3.1 Critères de classification des problèmes de dimensionnement des lots

Dans la figure 1.4, nous illustrons un exemple de classification des problèmes de gestion de la chaîne logistique. Dans cette chaîne, nous pouvons avoir le cas mono-site et multi-sites. Dans notre cas, on va s'intéresser au cas mono-site (les cadres en ligne continue représentent les cas considérés dans ce mémoire).

Généralement, on classe les problèmes de lot-sizing en fonction des critères suivants :

- Nombre de niveaux de production (mono-site et multi-site d'une part, et mono-étage et multi-étages d'autre part),
- Échelle de temps (continue ou discrète),
- Taille des périodes (périodes courtes : *small bucket* et périodes longues *big bucket*),
- Nombre de produits (une seule ou plusieurs références),
- Contraintes de capacité (capacité des machines, de main d'oeuvre, de zone de stockage ...),
- Type de demande (déterministe, stochastique ; statique et dynamique).

Dans ce qui suit, nous présentons quelques travaux de recherche qui traitent les problèmes de dimensionnement des lots à une seule référence et à plusieurs références ainsi que les méthodes de résolution les plus utilisées exactes ou approchées.

1.3.2 Les problèmes à une référence et un niveau

Manner [Manne 58] et Wagner et Whitin [Wagner 58] ont proposé les premiers travaux sur les problèmes de lot-sizing à une seule référence. Ce problème est nommé problème de lot-sizing à capacité infinie (Uncapacitated Lot-Sizing Problem (ULSP)).

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

T : Nombre de périodes.

d_t : Demande de la période t .

h : Coût unitaire de stockage par période.

w_t : Coût de setup (lancement) à la période t .

s_t : Coût de production unitaire à la période t .

Les variables de décision utilisées pour la modélisation de ce modèle sont les suivantes :

x_t : Quantité produite à la période t .

I_t : Nombre de pièces dans le stock à la fin de la période t .

y_t : Variable binaire, égale à 1 s'il y a de production à t , 0 sinon.

La formulation mathématique de ce problème (ULSP) se modélise comme suit :

$$\text{Min } z = \sum_{t=1}^T (s_t \cdot x_t + h \cdot I_t + w_t \cdot y_t) \quad (1.1)$$

$$x_t + I_{t-1} = d_t + I_t \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (1.2)$$

$$x_t \leq y_t \cdot \sum_{\tau=t}^T d_\tau \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (1.3)$$

$$x_t, I_t \geq 0 \quad (1.4)$$

$$y_t \in \{0, 1\} \quad (1.5)$$

La fonction objectif (1.1) consiste à minimiser le coût de production, de stockage et de setup tout au long de l'horizon de planification. La contrainte (1.2) traduit la relation d'équilibrage de stock. L'inégalité (1.3) établit la relation entre l'état du système et la quantité produite. En d'autres termes, s'il y a production, alors la quantité

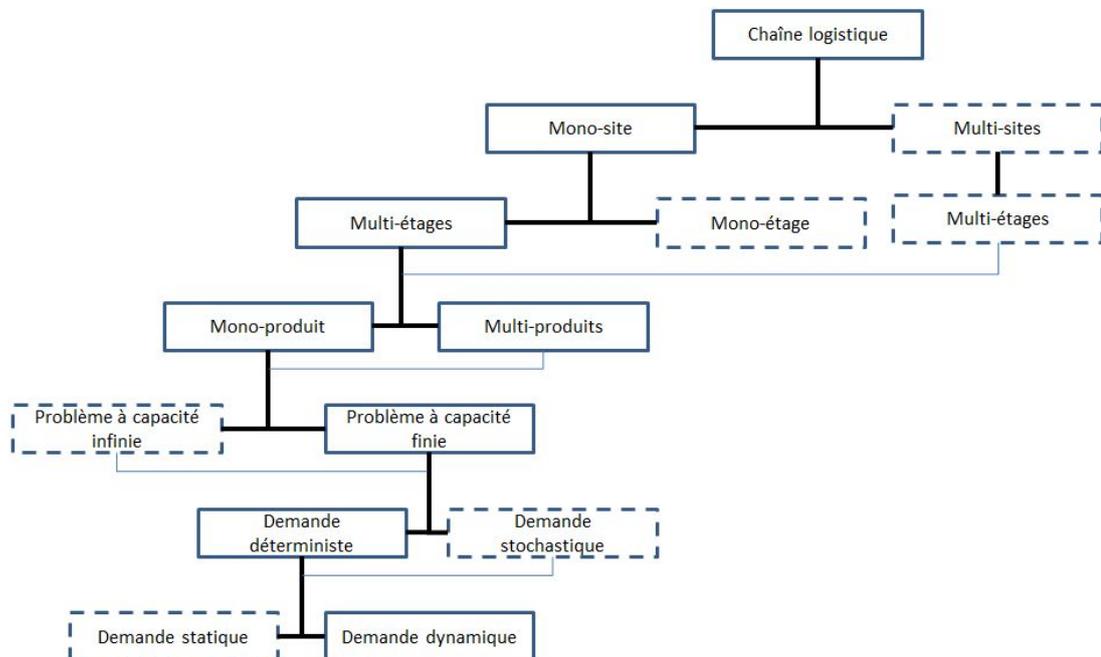


FIGURE 1.4: Exemple de classification de problèmes de gestion de la chaîne logistique [Rizk 01]

produite ne doit pas dépasser la somme des demandes du reste des périodes. La contrainte (1.4) définit les variables de décision x_t et I_t qui sont continues positives dans chaque période t . La variable binaire y_t est définie à travers la contrainte (1.5). Afin de rendre le problème réaliste, une contrainte de capacité sur la production à chaque période peut être considérée (Florian et Klein [Florian 71]). Dans ce cas, la contrainte suivante est ajoutée :

$$x_t \leq c_t \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (1.6)$$

où c_t représente la capacité de production à la période t . Ce problème est noté problème de lot-sizing à capacité finie (Capacitated Lot-Sizing Problem (CLSP)).

1.3.2.1 Complexité et méthodes de résolution

Pour les ULSP, Wagner et Whitin [Wagner 58] ont proposé un algorithme polynomial qui fournit une solution optimale en $O(T^2)$. Aggarwal et Park [Aggarwal 93], Federgruen et Tzur [Federgruen 91] et Wagelmans *et al.* [Wagelmans 92] ont amélioré l'algorithme permettant de résoudre ce problème en $O(T \log T)$. En ce qui concerne les CLSP, Florian et Klein [Florian 71], Bitran [Bitran 82] et Florian *et al.* [Florian 80] ont prouvé que ce type de problèmes est NP-difficile. En 1994, Chen *et al.* [Chen 94] ont prouvé qu'ils ne sont pas NP-difficiles au sens fort.

Les méthodes exactes fournissent des solutions optimales pour les problèmes considérés. Quelque soit les méthodes utilisées, les solutions obtenues ne peuvent pas être meilleures que celles trouvées par les méthodes exactes.

Parmi celles utilisées pour la résolution de ces problèmes, on peut citer la programmation dynamique (Aksen *et al.* [Aksen 03], Lee *et al.* [Lee 01], Loparic *et al.* [Loparic 01] et Martel et Gascon [Martel 98]).

Pour les problèmes de type CLSP, Chung *et al.* [Chung 94] et Shaw et Wagelmans [Shaw 98] ont eu recours à la programmation dynamique. Pour plus de références sur ce sujet, le lecteur peut se référer à Absi *et al.* [Absi 05].

Une autre méthode exacte, notée branch-and-bound, a été utilisée pour la résolution de ces problèmes. Le principe de cette méthode est basé sur la procédure par séparation et évaluation. Baker *et al.* [Baker 78] ont été parmi les premiers à proposer un algorithme de branch-and-bound pour la résolution des CLSP.

1.3.3 Les problèmes à plusieurs références et un niveau

Sans considération de capacité de production, ce problème, à N produits, peut se réduire à N ULSP.

Le problème de lot-sizing à un niveau et plusieurs produits, en tenant compte des

contraintes de capacité, est noté MCLSP.

Les paramètres utilisés pour la modélisation de ce problème sont les suivants :

T : Nombre de périodes.

N : Nombre de produits.

$d_{i,t}$: Demande du produit i à la période t .

h_i : Coût unitaire de stockage du produit i par période.

$w_{i,t}$: Coût de setup (lancement) si le produit i est lancé à la période t .

$s_{i,t}$: Coût de production unitaire du produit i à la période t .

c_t : Capacité disponible (durée) à la période t .

a_i : Temps nécessaire pour la production unitaire d'un produit i .

Les variables de décision utilisées pour la modélisation de ce problème sont les suivantes :

$x_{i,t}$: Quantité produite de la référence i à la période t .

$I_{i,t}$: Nombre de pièces de référence i dans le stock à la fin de la période t .

$y_{i,t}$: Variable binaire, égale à 1 s'il y a de production de la référence i à t , 0 sinon.

Selon [Wolosewicz 08], la formulation mathématique de ce modèle (MCLSP) est comme suit :

$$\text{Min } z = \sum_{i=1}^N \sum_{t=1}^T (s_{i,t} \cdot x_{i,t} + h_i \cdot I_{i,t} + w_{i,t} \cdot y_{i,t}) \quad (1.7)$$

$$x_{i,t} + I_{i,t-1} = d_{i,t} + I_{i,t} \quad \forall t = 1, \dots, T, i = 1, \dots, N \quad (1.8)$$

$$x_{i,t} \leq y_{i,t} \cdot \sum_{\tau=t}^T d_{i,\tau} \quad \forall t = 1, \dots, T, i = 1, \dots, N \quad (1.9)$$

$$\sum_{i=1}^N a_i \cdot x_{i,t} \leq c_t \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (1.10)$$

$$x_{i,t}, I_{i,t} \geq 0 \quad \forall t = 1, \dots, T, i = 1, \dots, N \quad (1.11)$$

$$y_{i,t} \in \{0, 1\} \quad \forall t = 1, \dots, T, i = 1, \dots, N \quad (1.12)$$

La fonction objectif (1.7) est de minimiser le coût total constitué par les coûts de production, de stockage et de lancement sur tout l'horizon. La conservation de flux est traduite par la contrainte (1.8). L'inégalité (1.9) établit la relation entre l'état du système et la quantité produite d'une référence i . En d'autres termes, s'il y a de production d'une référence, alors la quantité produite ne doit pas dépasser la somme des demandes, de cette référence, sur le reste des périodes. La contrainte de capacité est exprimée à travers l'inégalité (1.10). La définition des variables de décision est traduite par les contraintes (1.11) et (1.12).

1.3.3.1 Complexité et méthodes de résolution

Chen et Thizy [Chen] ont prouvé que le MCLSP est NP-difficile au sens fort. Maes *et al.* [Maes 91] ont prouvé que le problème de décision associé est NP-complet.

Parmi les méthodes exactes utilisées pour la résolution de ce type de problèmes, on peut citer l'algorithme de branch-and-bound proposé par Haase et Kimms [Haase 00].

Une autre méthode, aussi utilisée, est l'algorithme de branch-and-cut. Cette méthode est un couplage de la méthode de branch-and-bound et une méthode de coupe. A chaque noeud de l'arbre de recherche, des inégalités valides renforcent les relaxations linéaires afin d'avoir des bornes inférieures de meilleure qualité. Dans ce cas, la taille du problème est réduite lors de la recherche d'une solution optimale ou réalisable. Les travaux de Constantino [Constantino 98] et d'Absi et Kedad-Sidhoum [Absi 08] sont parmi ceux qui ont fait recours à l'algorithme de branch-and-cut pour la résolution de ce type de problème.

Bahl [Bahl 83] et Tempelmeier [Tempelmeier 10] ont utilisé la méthode de génération de colonnes pour la résolution des problèmes MCLSP.

Étant donné que ce type de problèmes est NP-difficile, les chercheurs ont développé des méthodes approchées afin de trouver des solutions de bonne qualité dans un temps raisonnable. Parmi ces méthodes, on peut citer la relaxation Lagrangienne. L'objectif de cette méthode est de trouver des bornes inférieures (supérieures) pour les problèmes de minimisation (maximisation) en relaxant quelques contraintes. Ces dernières sont pénalisées dans la fonction objectif en leur affectant des multiplicateurs Lagrangiens. Karmarkar et Schrage [Karmarkar 85], Trigeiro *et al.* et Wolosewicz [Wolosewicz 08] ont appliqué l'heuristique de relaxation Lagrangienne pour la résolution des MCLSP. Des heuristiques à base des MIP ont été aussi utilisées. Absi et Kedad-Sidhoum [Absi 07] ont développé des méthodes de Fix-and-Relax et Double Fix-and-Relax où le modèle globale est décomposé en plusieurs MIP. De même, Suerie et Stadtler [Suerie 03] ont développé une heuristique à base de MIP. Parmi les métaheuristiques développées pour la résolution de ces problèmes, on peut citer également les algorithmes génétiques, la recherche taboue et le recuit simulé. Pour plus de détails, le lecteur peut se référer à Jans et Degraeve [Jans 07].

1.3.4 Les problèmes à plusieurs niveaux

En ce qui concerne les problèmes à plusieurs niveaux, les produits doivent passer par plusieurs étapes afin d'obtenir les produits finis. Il existe trois types de systèmes de production à plusieurs niveaux : structure en série, structure d'assemblage et structure générale (figure 1.5).

Pour les structures en séries, chaque produit a un seul prédécesseur et un seul successeur. Les produits dans les structures d'assemblage possèdent au plus un

successeur. Finalement, les produits dans les structures générales n'ont pas de limite par rapport aux nombres des successeurs et prédécesseurs.

Le modèle de base de ce problème peut se présenter comme suit :

$$\text{Min } z = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N (s_{i,t} \cdot x_{i,t} + h_i \cdot I_{i,t} + w_{i,t} \cdot y_{i,t}) \quad (1.13)$$

$$x_{i,t} + I_{i,t-1} = d_{i,t} + I_{i,t} + \sum_{j \in Sc(i)} (k_{i,j} \cdot x_{j,t}) \quad \forall t = 1, \dots, T, i = 1, \dots, N \quad (1.14)$$

$$\sum_{i \in R(m)} (ST_{i,t} \cdot y_{i,t} + p_{i,t} \cdot x_{i,t}) \leq \text{cap}_{m,t} \quad \forall t = 1, \dots, T, m = 1, \dots, M \quad (1.15)$$

$$x_{i,t} \leq (\sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^N d_{i,t}) \cdot y_{i,t} \quad \forall t = 1, \dots, T, i = 1, \dots, N \quad (1.16)$$

$$x_{i,t}, I_{i,t} \geq 0 \quad \forall t = 1, \dots, T, i = 1, \dots, N \quad (1.17)$$

$$y_{i,t} \in \{0, 1\} \quad \forall t = 1, \dots, T, i = 1, \dots, N \quad (1.18)$$

où :

M : Nombre de ressources.

Sc_i : Liste des références successeurs du produit i .

$R(m)$: Liste des produits nécessitant la ressource m pour être fabriqués.

$k_{i,j}$: Nombre de produits de i nécessaires pour produire une unité de j .

$ST_{i,t}$: Durée du lancement du produit i à t .

$p_{i,t}$: Durée requise pour la fabrication d'une unité de i à t .

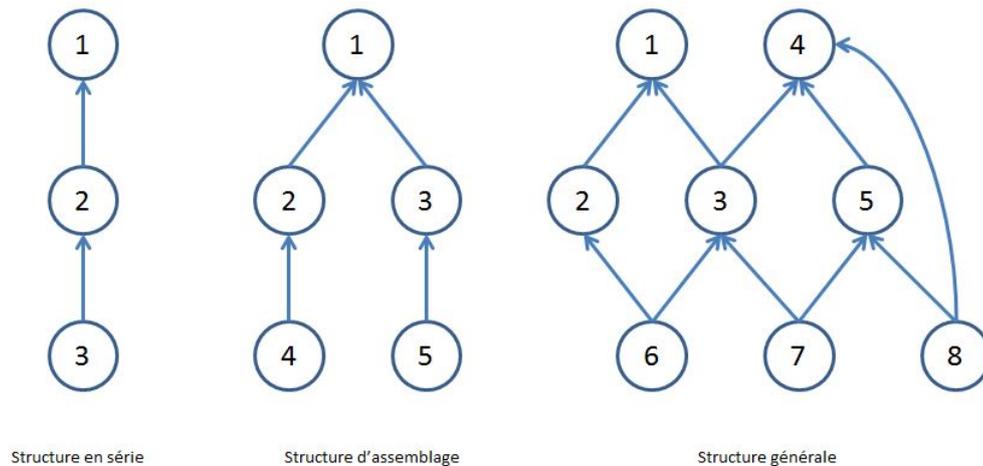


FIGURE 1.5: Structures des systèmes de production à plusieurs niveaux (Comelli *et al.* [Comelli 08])

$cap_{m,t}$: Capacité disponible de la ressource m à t .

Le reste des paramètres et des variables sont identiques à ceux du modèle précédent.

La fonction objectif (1.13) consiste à minimiser le coût total constitué par les coûts de production, de stockage et de lancement sur tout l'horizon. La contrainte (1.14) traduit la conservation de flux qui dépend des quantités produites, des demandes dépendantes et indépendantes et des pièces en stock. La contrainte de capacité est exprimée à travers l'inéquation (1.15). La relation entre la quantité à produire et la variable de lancement est assurée par la contrainte (1.16). Les variables de décision sont définies à travers les deux dernières contraintes.

1.3.4.1 Complexité et méthodes de résolution

Florian *et al.* [Florian 80] et Babaei *et al.* [Babaei 14] ont prouvé que ce type de problèmes est NP-difficile même pour une seule référence de produit.

Dans cette partie, nous nous intéressons plus particulièrement aux systèmes en série (flow-shop) qui représente une des possibles structures des systèmes industriels. Parmi les travaux qui ont considéré ce type de systèmes, on peut citer Mortzaei et Zulkifli [Mortezaei 13] qui ont proposé un MIP qui a comme objectif la réduction des coûts de production, de stockage et le temps de fin de traitement. La résolution de ce modèle est effectuée à travers un solveur commercial LINGO.

Mohammadi *et al.* [Mohammadi 08], [Mohammadi 10] et [Ramezani 13] ont développé des heuristiques basées sur un glissement de l'horizon. Le principe de ces heuristiques est de décomposer l'horizon de planification en trois parties. Dans la première, les variables de décision sont gelées. La partie centrale considère le modèle en entier, alors que dans la troisième partie, le modèle est relaxé. La fonction objectif est de minimiser les coûts de production, de stockage et de lancement des machines. Pour ce même type de problèmes, Babaei *et al.* [Babaei 14] ont proposé un algorithme génétique pour la résolution du modèle.

1.4 Motivation

Le compromis traditionnel dans les problèmes de dimensionnement des lots est entre les coûts de production, de setup (lancement) et de stockage. Regrouper la production permet de minimiser les coûts de setup mais, en contre partie, augmente les coûts de stockage.

Dans notre étude, nous incluons l'aspect énergétique. Celui-ci se traduit par les coûts de production liés à l'énergie qui peuvent varier d'une période à l'autre. Ceci peut être assimilé à des coûts de production classiques qui varient à chaque période. L'apport fondamental de l'étude que nous proposons dans cette thèse réside dans la considération d'une puissance énergétique maximale disponible à chaque

période. Cette puissance est établie lors du contrat passé avec le fournisseur d'énergie, en même temps que l'évolution du prix de l'énergie sur les différentes périodes. C'est dans un système de production complexe, par exemple flow-shop, considéré ici dans ce travail, où les machines peuvent fonctionner en parallèle, que la limitation maximale de puissance doit être prise en compte pour assurer la faisabilité de la solution. Le compromis se fait donc en cherchant à minimiser les coûts de setup (lancement ou changement de série) et de stockage mais en s'assurant qu'il existe un ordonnancement réalisable au regard de la puissance maximale et en cherchant celui qui va minimiser les coûts.

A notre connaissance et à partir de l'étude bibliographique, on peut noter que dans l'ensemble des travaux sur les problèmes de lot-sizing, ce nouveau compromis, incluant ici l'aspect énergétique à travers une puissance et un coût, n'a pas été étudié. L'ensemble des travaux présentés dans ce document ont, d'une part, pour objectif de positionner ce problème et, d'autre part, de proposer des méthodes de résolution efficaces.

1.5 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre un état de l'art non exhaustif de la prise en compte de l'aspect écologique (notamment à travers la prise en compte de la consommation d'énergie) dans les différents niveaux de gestion de la chaîne logistique (stratégique, tactique et opérationnel). Cette classification permet de situer nos travaux par rapport à l'existant.

Nous nous sommes ensuite intéressés aux décisions de niveau tactique et aux systèmes de type flow-shop (essentiellement pour les problèmes de lot-sizing).

Dans le chapitre suivant, nous présentons le cadre du nouveau problème et également sa modélisation et sa formulation mathématique, dans le cas mono-produit.

Cas mono-produits : modélisation et résolution exacte

2

Sommaire

2.1	Introduction	23
2.2	État de l'art	24
2.3	Présentation du problème	24
2.3.1	Contexte des fournisseurs d'énergie	24
2.3.2	Contrainte d'interaction verticale	25
2.3.3	Objectif	25
2.3.4	Hypothèses	26
2.4	Formulations mathématiques	27
2.4.1	Définition des notations	27
2.4.2	Modèle mathématique	28
2.4.3	Linéarisation des contraintes non-linéaire	30
2.4.4	Exemples illustratifs	31
2.4.4.1	Exemple 1 : instance (3,3)	33
2.4.4.2	Exemple 2 : instance (3,5)	35
2.5	Applications numériques	36
2.5.1	Génération des instances	36
2.5.2	Résultats	37
2.6	Conclusion	37

2.1 Introduction

Sur un horizon de décision à moyen terme, les problèmes de planification appelés problèmes de dimensionnement de lots (lot-sizing) consistent à déterminer les tailles des lots à produire par chaque machine à chaque période afin de minimiser les coûts de production et de stockage sur l'horizon considéré. D'une part, le fait de produire à chaque période, peut engendrer des coûts élevés causés par le lancement (mise en route, réglage) des machines. D'autre part, dans le cas où on produit plus d'articles dans une période que la demande nécessaire, cela peut créer des coûts de stockage importants. Par conséquent, la taille optimale des lots est déterminée de sorte à trouver un compromis permettant de minimiser les

coûts.

Nous introduisons dans ce chapitre un nouveau problème de lot-sizing en intégrant des considérations énergétiques, modifiant alors le compromis classique que l'on cherche à faire entre les coûts de stockage et les coûts de lancement. Nous considérons plus particulièrement ici, dans un premier temps, le cas mono-produit pour les systèmes de type flow-shop.

Ce chapitre est organisé comme suit. Dans un premier temps, nous commençons par présenter un résumé de l'état de l'art concernant ce type de problème puis nous présentons le problème et les formulations mathématiques. La suite est dédiée aux applications numériques effectuées en utilisant le solveur commercial CPLEX 12.6. Enfin, nous terminons ce chapitre par des conclusions et des perspectives.

2.2 État de l'art

De nombreux travaux dans la littérature ont traité les problèmes de lot-sizing pour les systèmes de type flow-shop, on peut citer à titre d'exemple ceux de Ramezani *et al.* [Ramezani 13], Mohammadi *et al.* [Mohammadi 10], Babaei *et al.* [Babaei 14], Mortezaei et Zulkifli [Mortezaei 13]... A notre connaissance, les problèmes de lot-sizing, pour ce type de système, avec considération énergétique, n'ont pas été traités. Cet aspect énergétique a été pris en considération surtout pour le niveau de décision opérationnel (Mouzon et Yildirim [Mouzon 08], Bruzzone *et al.* [Bruzzone 12], Mansouri *et al.* [Mansouri 16]...). En partant de cette constatation, notre contribution consiste à formuler un modèle mathématique qui prend en considération l'aspect énergétique pour les problèmes de lot-sizing dans les systèmes de types flow-shop à une seule référence (un seul type de produit). Notre étude porte plus particulièrement sur les systèmes de type flow-shop, où différentes machines, nécessitant des puissances énergétiques différentes, sont amenées à fonctionner en parallèle, requérant donc une alimentation énergétique suffisante.

2.3 Présentation du problème

Le système considéré est une ligne de production de type flow-shop. Il est constitué par M machines, fiables, en série, qui sont séparées par des zones de stockage (buffers) de capacité infinie (figure 2.1).

2.3.1 Contexte des fournisseurs d'énergie

L'horizon de planification est décomposé en T périodes dont chacune est caractérisée par : une durée, un prix d'électricité, un prix de puissance, une puissance maximale disponible et une demande.

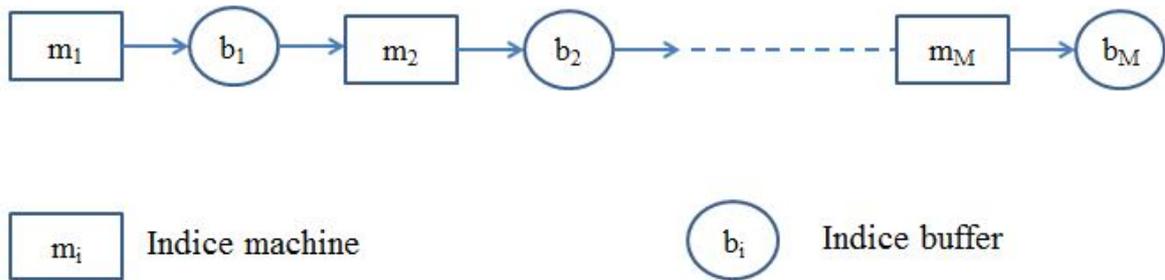


FIGURE 2.1: Ligne de production

Cette hypothèse nous place dans un contexte de marché énergétique, tel qu'il va certainement évoluer dans les années à venir. Il est caractérisé par une grande variété de sources d'énergie, propre ou non, disponible en quantité infinie ou non, dont on ne pourra certainement pas prévoir avec certitude la disponibilité. Les périodes de validité des prix vont donc certainement beaucoup varier, d'un fournisseur à un autre, en fonction des sources d'énergie dont il dispose, des taxes écologiques et de toute la réglementation qui va évoluer.

2.3.2 Contrainte d'interaction verticale

Une machine m ne peut commencer à produire une quantité x que si cette quantité existe à la sortie de la machine $(m - 1)$. En d'autres termes, la production à un niveau peut commencer si une quantité suffisante de ce type de produit est fournie par la machine précédente : ce qui représente la relation d'interaction verticale ([Mohammadi 10] et [Ramezani 13]). Cette contrainte est directement induite par la manutention entre les machines et pour éviter les temps morts.

2.3.3 Objectif

L'objectif est de déterminer les quantités à produire par chaque machine à chaque période, d'une part, et les dates de début et de fin de traitement pour chaque machine à chaque période, d'autre part. Ces quantités sont déterminées de manière à minimiser le coût total composé des coûts de l'électricité, de la puissance nécessaire, de stockage et de mise en marche (setup) des machines, tout en respectant la satisfaction de la demande, les contraintes de précédence, et la limitation de puissance.

Les dates de début (et de fin) de traitement pour chaque machine sont, quant à elles, contraintes par la puissance disponible à chaque période et par la contrainte d'interaction verticale. Notons que le coût de mise en route peut être assimilé ici à la consommation énergétique nécessaire à la mise en route de la machine.

Rappelons que dans notre étude, nous incluons l'aspect énergétique. Celui-ci se traduit, d'une part, par les coûts de production liés à l'énergie qui peuvent varier d'une période à l'autre. Ceci peut être assimilé à des coûts de production classiques qui varient à chaque période. D'autre part, l'apport fondamental du problème étudié ici réside donc dans la considération d'une puissance énergétique maximale disponible à chaque période. Lors du contrat établi avec le fournisseur d'énergie, cette puissance est définie ainsi que la variation du coût énergétique en fonction des périodes. Dans le cas d'un système de production de type flow-shop, considéré dans ce travail, les machines peuvent fonctionner en parallèle (et donc la nécessité de disposer d'une certaine puissance) et la limitation maximale de puissance doit être prise en compte pour assurer la faisabilité de la solution. Le compromis recherché dans ce nouveau problème de lot-sizing se fait donc en cherchant à minimiser les coûts de setup et de stockage (compromis traditionnel des problèmes de lot-sizing) mais en s'assurant qu'il existe un ordonnancement réalisable au regard de la puissance maximale et en cherchant celui qui minimise les coûts (y compris ceux de l'énergie).

2.3.4 Hypothèses

La modélisation de notre problème de lot-sizing à une seule référence, sous contraintes énergétiques, est basée sur les hypothèses suivantes :

- Un seul produit est considéré (single item).
- Pour chaque période t ($1 \leq t \leq T$), les demandes (d_t) sont connues au début de l'horizon de planification et supposées déterministes.
- La première machine ne peut être affamée et aucune machine ne peut être bloquée.
- La capacité de production de chaque machine est limitée.
- Les demandes doivent être satisfaites à chaque période.
- Un seul setup (mise en marche) est permis pour chaque machine à chaque période.
- Le temps de transfert d'une machine à la suivante est négligeable ([[Stadtler 11](#)]).
- Contrainte de puissance : La puissance demandée par le système, à une période donnée t , doit être inférieure ou égale à la puissance maximale de cette période.
- Interaction verticale : une machine m ($m = 1, \dots, M$) ne peut commencer à produire une quantité $x_{m,t}$ dans une période t ($t = 1, \dots, T$), que si cette quantité existe déjà à la sortie de la machine $m - 1$.

Dans les contrats énergétiques, les limitations de puissance étant directement liées aux coûts de l'énergie, il est donc pertinent de les inclure également dans l'étude. Il est également logique et réaliste de considérer que l'on ne peut pas commencer la production d'un lot de taille x sur une machine m si ce lot n'est pas sortie de la machine $m - 1$. C'est ce que l'on appelle la contrainte d'interaction verticale

considérée dans les travaux de Ramezani *et al.* [Ramezani 13] et Mohammadi *et al.* [Mohammadi 10] sur les problèmes de lot-sizing dans les systèmes de type flow-shop.

2.4 Formulations mathématiques

Dans un premier temps, nous développons un modèle mathématique non-linéaire. Suite à cela, nous le linéarisons puis nous étudions le comportement du modèle avec le solveur CPLEX.

2.4.1 Définition des notations

$t = 1, \dots, T$ représente l'indice des périodes de l'horizon de planification.
 $m = 1, \dots, M$ représente l'indice des machines du système de production.
 L'objectif consiste à déterminer les quantités à produire par chaque machine durant chaque période. Les machines sont caractérisées par :

- une puissance (ϕ_m) $\forall m = 1, \dots, M$,
- un temps de traitement (p_m) $\forall m = 1, \dots, M$,
- un coût de setup (lancement) à une période t ($w_{m,t}$) $\forall m = 1, \dots, M, t = 1, \dots, T$.

Chaque période est caractérisée par :

- un coût d'électricité (Co_t) $\forall t = 1, \dots, T$,
- un coût de puissance (θ_t) $\forall t = 1, \dots, T$,
- une durée (L_t) $\forall t = 1, \dots, T$,
- une demande (d_t) $\forall t = 1, \dots, T$,
- une puissance maximale autorisée (α_t) $\forall t = 1, \dots, T$.

Soit $\psi_{m,t} = \phi_m \cdot p_m \cdot Co_t$ le coût unitaire de la consommation électrique de la machine $m = 1, \dots, M$ à la période $t = 1, \dots, T$.

Le coût de stockage est représenté par le paramètre h . Soit BM un nombre très grand.

En ce qui concerne les variables de décision :

- $x_{m,t}$ représente le nombre de pièces produites par la machine $m = 1, \dots, M$ à la période $t = 1, \dots, T$,
- $I_{m,t}$ représente le nombre de pièces dans la zone de stockage b_m , à la fin de la période $t = 1, \dots, T, \forall m = 1, \dots, M$,
- $y_{m,t}$ est une variable binaire qui traduit le fonctionnement (ou pas) de la machine m à la période t . Cette variable est égale à 1 si la machine m fabrique des pièces à la période t , 0 sinon $\forall m = 1, \dots, M, t = 1, \dots, T$,
- $C_{m,t}$ est la date de fin de traitement de la machine $m = 1, \dots, M$ à la période $t = 1, \dots, T$,

- $v_{m,t}$ est une variable binaire, égale à 1 si le nombre de pièces dans le stock $m - 1$ à la fin de la période $t - 1$ est supérieur ou égal au nombre de pièces qui vont être produites par la machine $m = 1, \dots, M$ à la période $t = 1, \dots, T$, 0 sinon,
- E_t^{max} représente la puissance demandée par le système à la période $t = 1, \dots, T$,
- Pour chaque période $t = 1, \dots, T$, $f_{m,r,t}$ est un nombre binaire égale à 1 si $C_{r,t} > C_{m,t} - x_{m,t} \cdot p_m$, 0 sinon (avec $m = 1, \dots, M$ et $r = 1, \dots, M$ représentent les indices des machines),
- De même, $g_{m,r,t}$ est un nombre binaire égale à 1 si $C_{m,t} \geq C_{r,t}$, 0 sinon, $\forall m = 1, \dots, M, t = 1, \dots, T$.

2.4.2 Modèle mathématique

Nous présentons, dans cette section, le modèle mathématique développé pour ce nouveau problème.

$$Minz = \sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^M (\psi_{m,t} \cdot x_{m,t} + h \cdot I_{m,t} + w_{m,t} \cdot y_{m,t}) + \sum_{t=1}^T \theta_t \cdot E_t^{max} \quad (2.1)$$

$$x_{M,t} + I_{M,t-1} = d_t + I_{M,t} \quad \forall t = 2, \dots, T \quad (2.2)$$

$$x_{m,t} + I_{m,t-1} = I_{m,t} + x_{m+1,t} \quad \forall m = 1, \dots, M - 1, t = 2, \dots, T \quad (2.3)$$

$$x_{m,t} \leq y_{m,t} \cdot \sum_{\tau=t}^T d_{\tau} \quad \forall m = 1, \dots, M, t = 1, \dots, T \quad (2.4)$$

$$I_{m-1,t-1} \leq x_{m,t} + BM \cdot v_{m,t} - 1 \quad \forall m = 2, \dots, M, t = 2, \dots, T \quad (2.5)$$

$$x_{m,t} \leq I_{m-1,t-1} + BM \cdot (1 - v_{m,t}) \quad \forall m = 2, \dots, M, t = 2, \dots, T \quad (2.6)$$

$$C_{m,t} - x_{m,t} \cdot p_m \geq (C_{m-1,t} - x_{m-1,t} \cdot p_{m-1} + (x_{m,t} - I_{m-1,t-1}) \cdot p_{m-1}) \cdot (1 - v_{m,t}) \\ \forall m = 2, \dots, M, t = 2, \dots, T \quad (2.7)$$

$$C_{m,1} - x_{m,1} \cdot p_m \geq C_{m-1,1} - x_{m-1,1} \cdot p_{m-1} + x_{m,1} \cdot p_{m-1} \quad \forall m = 2, \dots, M \quad (2.8)$$

$$C_{r,t} - C_{m,t} + x_{m,t} \cdot p_m \leq BM \cdot f_{m,r,t} \quad \forall m = 1, \dots, M, r = 1, \dots, M \neq m, t = 1, \dots, T \quad (2.9)$$

$$C_{m,t} - C_{r,t} \leq BM \cdot g_{m,r,t} - 1 \quad \forall m = 1, \dots, M, r = 1, \dots, M \neq m, t = 1, \dots, T \quad (2.10)$$

$$E_t^{max} \geq \phi_m \cdot y_{m,t} + \sum_{r=1, r \neq m}^N (f_{m,r,t} \cdot g_{m,r,t} \cdot \phi_r) \quad \forall m = 1, \dots, M, t = 1, \dots, T \quad (2.11)$$

$$E_t^{max} \leq \alpha_t \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (2.12)$$

$$I_{m,1} = x_{m,1} - x_{m+1,1} \quad \forall m = 1, \dots, M - 1 \quad (2.13)$$

$$I_{M,1} = x_{M,1} - d_1 \quad (2.14)$$

$$C_{1,1} - x_{1,1} \cdot p_1 = 0 \quad (2.15)$$

$$C_{m,t} - x_{m,t} \cdot p_m \geq 0 \quad \forall m = 1, \dots, M, t = 1, \dots, T \quad (2.16)$$

$$C_{m,t} - x_{m,t} \cdot p_m \leq L_t \cdot y_{m,t} \quad \forall m = 1, \dots, M, t = 1, \dots, T \quad (2.17)$$

$$C_{m,t} \leq L_t \quad \forall m = 1, \dots, M, t = 1, \dots, T \quad (2.18)$$

$$f_{m,m,t} = g_{m,m,t} = 0 \quad \forall m = 1, \dots, M, t = 1, \dots, T \quad (2.19)$$

$$x_{m,t}, I_{m,t}, C_{m,t} \text{ entiers} \quad (2.20)$$

$$y_{m,t}, v_{m,t}, f_{m,r,t}, g_{m,r,t} \in \{0, 1\} \quad (2.21)$$

L'objectif (équation (2.1)) consiste à minimiser le coût de production en tenant compte du coût d'électricité, de stockage, de la mise en route des machines et de la puissance demandée par le système de production. La conservation de flux est représentée par les équations (2.2) et (2.3). La contrainte (2.4) traduit la relation entre la quantité produite et l'état de la machine. Les contraintes (2.5) à (2.8) servent à vérifier l'existence ou non d'un stock suffisant pour la production et as-

surer l'interaction verticale. La contrainte (2.9) compare la date de fin de traitement d'une machine et la date de début de traitement d'une autre machine alors que la contrainte (2.10) compare les dates de fin de traitement de deux différentes machines. La contrainte (2.11) calcule la puissance demandée par le système pendant la période t . Cette puissance ne doit pas dépasser une valeur limite définie à travers la contrainte (2.12). Les équations (2.13) à (2.15) représentent les conditions initiales. Les dates de début et de fin de traitement de chaque machine doivent être dans la même période, ce qui est traduit à travers les contraintes (2.16) à (2.18). Afin d'identifier l'existence de chevauchement entre machines, la contrainte (2.19) élimine le cas où $m = r$. La définition des variables de décision est présentée à travers les contraintes (2.20) et (2.21).

2.4.3 Linéarisation des contraintes non-linéaire

Nous avons commencé par une modélisation intuitive, où nous n'avons pas tenu compte de la linéarité du modèle. Un modèle linéaire est ensuite obtenu en ayant recours à des techniques de linéarisation.

Dans cette partie, nous présentons les modifications utilisées pour la linéarisation des contraintes (2.7) et (2.11).

Reprenons la contrainte (2.7) :

$$C_{m,t} - x_{m,t} \cdot p_m \geq (C_{m-1,t} - x_{m-1,t} \cdot p_{m-1} + (x_{m,t} - I_{m-1,t-1}) \cdot p_{m-1}) \cdot (1 - v_{m,t})$$

$$\forall m = 2, \dots, M, t = 2, \dots, T$$
(2.7)

Cette contrainte est linéarisée en introduisant un grand nombre BM . En effet, afin de linéariser un produit entre un entier X et une variable binaire Y , avec A un nombre positif, tel que :

$$A \geq X \cdot Y$$
(2.22)

nous introduisons un nombre très grand BM . La nouvelle contrainte, linéaire, peut s'écrire sous cette forme :

$$A \geq X - BM \cdot (1 - Y)$$
(2.23)

Ce principe est utilisé pour la contrainte (2.7) qui peut s'écrire sous la forme :

$$C_{m,t} - x_{m,t} \cdot p_m \geq C_{m-1,t} - x_{m-1,t} \cdot p_{m-1} + (x_{m,t} - I_{m-1,t-1}) \cdot p_{m-1} - BM \cdot v_{m,t}$$

$$\forall m = 2, \dots, M, t = 2, \dots, T$$
(2.24)

En ce qui concerne la deuxième contrainte (2.11), la non-linéarité est causée par le produit entre deux variables binaires ($f_{m,r,t}$ et $g_{m,r,t}$).

$$E_t^{max} \geq \phi_m \cdot y_{m,t} + \sum_{r=1, r \neq m}^M (f_{m,r,t} \cdot g_{m,r,t} \cdot \phi_r) \quad \forall m = 1, \dots, M, t = 1, \dots, T \quad (2.11)$$

Soit Y et Z deux variables binaires dont au moins une égale à 1. Dans ce cas, le produit

$$Y \cdot Z \quad (2.25)$$

peut s'écrire sous la forme :

$$Y + Z - 1 \quad (2.26)$$

Le même principe est utilisé pour la contrainte (2.11). Par conséquent, la contrainte peut s'écrire sous la forme :

$$E_t^{max} \geq \phi_m \cdot y_{m,t} + \sum_{r=1, r \neq m}^M (f_{m,r,t} + g_{m,r,t} - 1) \cdot \phi_r \quad \forall m = 1, \dots, M, t = 1, \dots, T \quad (2.27)$$

2.4.4 Exemples illustratifs

Dans cette partie, nous allons présenter deux exemples afin de mettre en évidence l'impact de l'intégration de l'aspect énergétique dans la modélisation du problème.

Le système de l'exemple 1 est composé de 3 machines, et un horizon de 3 périodes.

Le système de l'exemple 2 est quant à lui composé de 3 machines, avec un horizon de 5 périodes.

Les paramètres concernant les périodes sont reportés dans les tableaux 2.1 et 2.2. En ce qui concerne les machines (identiques pour les deux cas), les paramètres sont reportés dans le tableau 2.3.

Le coût de stockage est égal à 1\$ par pièce par période. Une succession de périodes *OFF* – *ON* a été considérée. Pendant les périodes "ON", le coût de l'énergie est plus important que celui durant les périodes dites "OFF". Par conséquent, dans ce cas, il en existe que deux niveaux de coût énergétique.

Dans l'exemple 1, les périodes 1 et 3 sont "OFF" et la période 2 est une période "ON".

En ce qui concerne l'exemple 2, les périodes "ON" sont les périodes paires alors que les périodes "OFF" sont celles impaires.

période (t)	1	2	3
$d_t(\text{pieces})$	46	15	22
$L_t(\text{minutes})$	1080	360	1080
$\alpha_t(\text{KW})$	16	17	16
$Co_t(\$/\text{KWh})$	0.08	0.16	0.08
$\theta_t(\$/\text{KW})$	1	19.9	1
$w_{1,t}(\text{\$})$	20	10	18
$w_{2,t}(\text{\$})$	12	14	24
$w_{3,t}(\text{\$})$	75	57	97

TABLEAU 2.1: Exemple 1 : Les données relatives aux périodes pour l'instance (3,3).

période (t)	1	2	3	4	5
$d_t(\text{pieces})$	40	12	37	15	6
$L_t(\text{minutes})$	1080	360	1080	360	1080
$\alpha_t(\text{KW})$	8	15	20	16	10
$Co_t(\$/\text{KWh})$	0.08	0.16	0.08	0.16	0.08
$\theta_t(\$/\text{KW})$	1	19.9	1	19.9	1
$w_{1,t}(\text{\$})$	10	15	16	20	15
$w_{2,t}(\text{\$})$	11	14	12	15	25
$w_{3,t}(\text{\$})$	15	10	14	13	11

TABLEAU 2.2: Exemple 2 : Les données relatives aux périodes pour l'instance (3,5).

machine (m)	1	2	3
$\phi_m(\text{KW})$	8	7	6
$p_m(\text{minutes})$	8	8	7

TABLEAU 2.3: Les données relatives aux machines pour les instances (3,3) and (3,5).

Les instances générées ainsi avec une succession de périodes *OFF* – *ON* sont inspirées des travaux de Wang et Li [Wang 13].

Afin d'obtenir les solutions optimales de ces instances, nous avons recours au solveur commercial CPLEX 12.6.

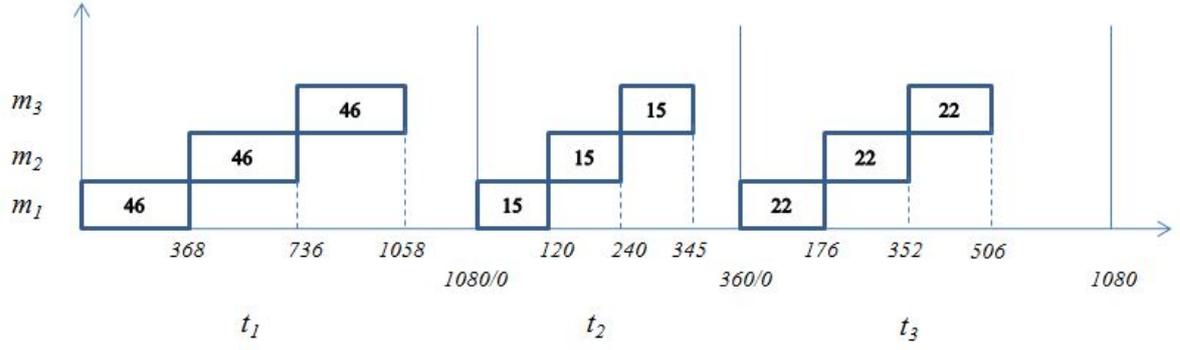


FIGURE 2.2: Diagramme de GANTT de la planification de production pour l'instance (3,3), sans considération de l'aspect énergétique

2.4.4.1 Exemple 1 : instance (3,3)

Dans un premier temps, nous allons représenter la solution optimale pour l'instance (3,3) sans considération de l'aspect énergétique. Dans ce cas, le modèle mathématique (inspiré du modèle linéaire proposé) est donné par les équations (2.28) à (2.43) :

$$\text{Min} z = \sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^M (h \cdot I_{m,t} + w_{m,t} \cdot y_{m,t}) \quad (2.28)$$

$$x_{M,t} + I_{M,t-1} = d_t + I_{M,t} \quad \forall t = 2, \dots, T \quad (2.29)$$

$$x_{m,t} + I_{m,t-1} = I_{m,t} + x_{m+1,t} \quad \forall m = 1, \dots, M-1, t = 2, \dots, T \quad (2.30)$$

$$x_{m,t} \leq y_{m,t} \cdot \sum_{\tau=t}^T d_{\tau} \quad \forall m = 1, \dots, M, t = 1, \dots, T \quad (2.31)$$

$$I_{m-1,t-1} \leq x_{m,t} + BM \cdot v_{m,t} - 1 \quad \forall m = 2, \dots, M, t = 2, \dots, T \quad (2.32)$$

$$x_{m,t} \leq I_{m-1,t-1} + BM \cdot (1 - v_{m,t}) \quad \forall m = 2, \dots, M, t = 2, \dots, T \quad (2.33)$$

$$\begin{aligned} C_{m,t} - x_{m,t} \cdot p_m &\geq C_{m-1,t} - x_{m-1,t} \cdot p_{m-1} + (x_{m,t} - I_{m-1,t-1}) \cdot p_{m-1} - BM \cdot v_{m,t} \\ \forall m = 2, \dots, M, t = 2, \dots, T \end{aligned} \quad (2.34)$$

$$C_{m,1} - x_{m,1} \cdot p_m \geq C_{m-1,1} - x_{m-1,1} \cdot p_{m-1} + x_{m,1} \cdot p_{m-1} \quad \forall m = 2, \dots, M \quad (2.35)$$

$$I_{m,1} = x_{m,1} - x_{m+1,1} \quad \forall m = 1, \dots, M-1 \quad (2.36)$$

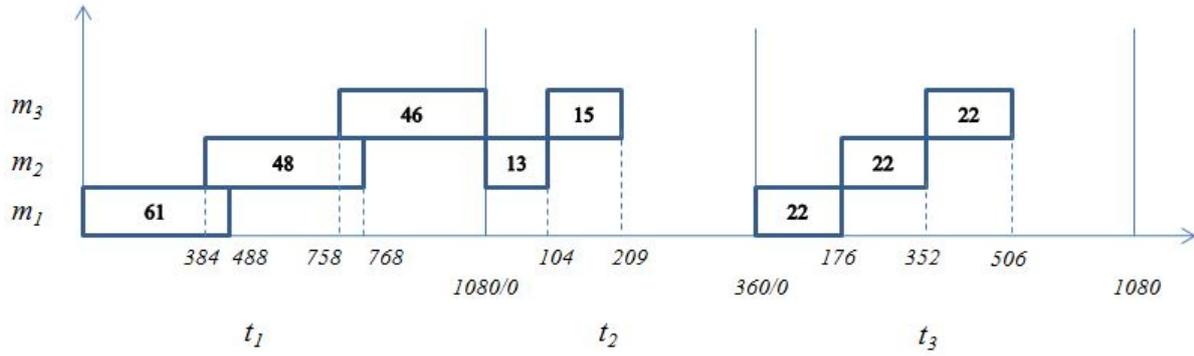


FIGURE 2.3: Diagramme de GANTT de la planification de production pour l'instance (3,3), avec considération de l'aspect énergétique

$$I_{M,1} = x_{M,1} - d_1 \quad (2.37)$$

$$C_{1,1} - x_{1,1} \cdot p_1 = 0 \quad (2.38)$$

$$C_{m,t} - x_{m,t} \cdot p_m \geq 0 \quad \forall m = 1, \dots, M, t = 1, \dots, T \quad (2.39)$$

$$C_{m,t} - x_{m,t} \cdot p_m \leq L_t \cdot y_{m,t} \quad \forall m = 1, \dots, M, t = 1, \dots, T \quad (2.40)$$

$$C_{m,t} \leq L_t \quad \forall m = 1, \dots, M, t = 1, \dots, T \quad (2.41)$$

$$x_{m,t}, I_{m,t}, C_{m,t} \text{ entier} \quad (2.42)$$

$$y_{m,t}, v_{m,t} \in \{0, 1\} \quad (2.43)$$

La figure 2.2 illustre la solution optimale de cette instance. On remarque que pour cette solution, on produit la demande par période pour chaque machine. On notera que les différentes machines ne fonctionnent pas en parallèle (pas de chevauchement). Ceci est dû à la contrainte sur l'interaction verticale.

La figure 2.3 représente la solution optimale de l'instance (3,3) avec considération de l'aspect énergétique. Étant donné que les périodes $t = 1$ et $t = 3$ sont des périodes dites "OFF" (coût de l'énergie plus faible) et, que la période $t = 2$ est une période de pointe "ON", la minimisation de la fonction coût induit une minimisation de la production durant la période ON et une maximisation durant les périodes "OFF", tout en trouvant un compromis entre les différents coûts générés

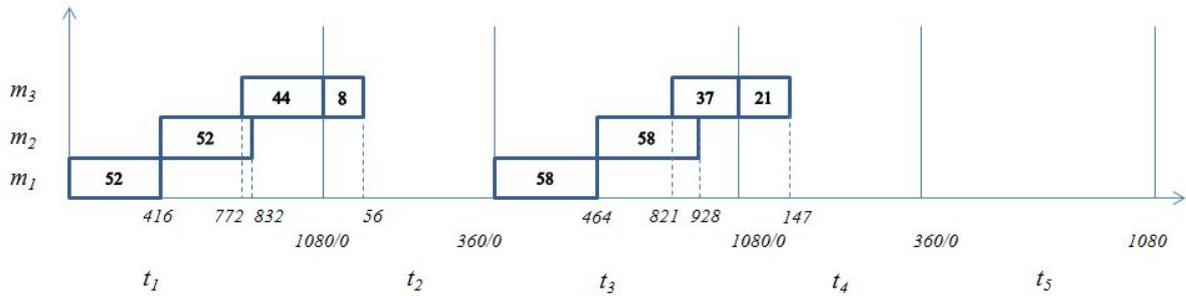


FIGURE 2.4: Diagramme de Gantt de la planification de production pour l'instance (3,5), sans considération de l'aspect énergétique

(électrique, puissance, setup et stockage). Les chevauchements entre le fonctionnement des machines 1 et 2 d'une part et 2 et 3 d'autre part permettent la minimisation de la fonction objectif. A la première période, la première machine produit 61 pièces, ce qui correspond aux demandes $d_1 + d_2$. La deuxième machine produit 48 pièces et la troisième produit la demande d_1 . Afin de satisfaire la demande de la deuxième période, la deuxième et troisième machine produisent les quantités qui manquent (13 pour la deuxième et 15 pour la troisième) durant cette période. Pour la dernière période, chaque machine produit la demande d_3 de cette période.

2.4.4.2 Exemple 2 : instance (3,5)

En ce qui concerne la deuxième instance (3,5), la figure 2.4 représente la solution optimale sans considération de l'aspect énergétique. Les machines $m = 1$ et $m = 2$ produisent les demandes ($d_1 + d_2$) à la première période. La machine $m = 3$ chevauche avec la machine $m = 2$ et produit 44 pièces. Afin d'assurer la satisfaction de la demande de la période $t = 2$, la troisième machine produit 8 pièces pendant cette période. Durant la troisième période, les machines $m = 1$ et $m = 2$ produisent le reste des demandes ($d_3 + d_4 + d_5$) et la machine $m = 3$ chevauche avec $m = 2$ et produit 37 pièces. La quantité qui reste, pour la troisième machine, est produite à la quatrième période.

Dans le cas où l'aspect énergétique est considéré, la solution optimale est représentée par la figure 2.5. Dans la première période, la machine $m = 1$ produit 60 pièces alors que les autres machines produisent la demande de cette période. Dans ce cas, le chevauchement entre le fonctionnement des machines n'est pas autorisé et cela est dû à la limitation de puissance ($\alpha_1 = 8KW$). Durant la deuxième période, qui correspond à une période de pointe (ON), les machines $m = 2$ et $m = 3$ produisent 19 pièces. La troisième période correspond à une période de non-pointe (OFF). Au cours de cette période, les machines $m = 1$ et $m = 2$ produisent le reste des demandes tandis que la troisième machine chevauche avec la deuxième et produit 45 pièces. Pendant la quatrième période, qui représente une période de pointe, il n'y a pas de production. Le reste est produit par la dernière machine pendant la

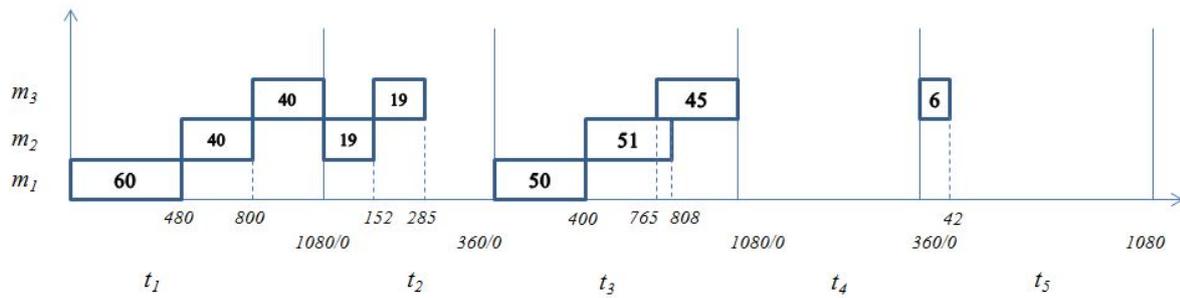


FIGURE 2.5: Diagramme de GANTT de la planification de production pour l'instance (3,5), avec considération de l'aspect énergétique

dernière période (OFF).

On peut observer, à partir de ces exemples, l'effet de l'introduction de l'aspect énergétique. Il existe une tendance à regrouper la production pendant les périodes creuses (OFF) tout en tenant compte des coûts de stockage et de setup. La limitation de puissance tend à limiter les chevauchements possibles entre les machines.

Dans la section suivante, nous analysons le comportement du modèle sur des problèmes plus variés et de plus grande taille.

2.5 Applications numériques

Dans cette partie, nous présentons les différents tests effectués sur le modèle proposé. Deux études de cas ont été considérées.

2.5.1 Génération des instances

Dans un premier temps, les durées des périodes, les coûts d'électricité ainsi que les coûts de la puissance, de chaque période, sont générés aléatoirement. Les paramètres requis suivent des lois uniformes telle que : $L_t \approx U(360, 1080)$ est exprimé en minutes, $p_m \approx U(5, 10)$ est exprimé en minutes, $h \approx U(1, 6)$ est exprimé en \$/pièces/période, $\phi_m \approx U(5, 10)$ est exprimé en KW, $w_{m,t} \approx U(35, 75)$ est exprimé en \$ et $d_t \approx U(0, cap_t)$ est exprimé en pièces. cap_t représente la quantité maximale qui peut être produite par la ligne de production à la période t . Ces paramètres sont considérés comme entiers et obtenus en les arrondissant à la valeur entière la plus proche.

En ce qui concerne le reste des paramètres, qui peuvent avoir des valeurs réelles, $Co_t \approx U(0.08, 0.16)$ est exprimé en \$/KWh et $\theta_t \approx U(1, 19.8)$ est exprimé en \$/KW. Le nombre de machines et de périodes varie entre 3 et 15 (inspiré des travaux de

Babaei *et al.* [Babaei 14]).

Dans un deuxième temps, nous avons traité un cas particulier inspiré des travaux de Wang et Li [Wang 13]. Une succession de périodes OFF-ON est considérée (programme TOU). Les périodes creuses (OFF) ont une durée de 1080 minutes, un coût d'électricité égale à 0.08 \$/KWh et un coût de puissance égale à 1 \$/KW. Cependant, en ce qui concerne les périodes de pointes (ON), la durée est égale à 360 minutes, le coût d'électricité égale à 0.16 \$/KWh et le coût de puissance égale à 19.8 \$/KW (table 2.4).

Saison	Période	Co_t (\$/KWh)	θ_t (\$/KW)
Juin-Septembre	7pm-1pm	0.08274	1
	1pm-7pm	0.16790	19.8
Octobre-Mai	9pm-10am	0.08274	1
	10am-9pm	0.11224	9.12

TABLEAU 2.4: Tarification selon le programme TOU

2.5.2 Résultats

Dans cette partie nous présentons les résultats obtenus par le solveur commercial CPLEX 12.6 sur un système d'exploitation Intel Core i7, avec 3.0 GHz et 8 GB de RAM.

Pour chaque taille de problème, 5 différents scénarii ont été générés. Le temps de résolution (CPU) est limité à 1 heure ([Ramezani 13]).

Les tableaux 2.5 et 2.6, présentent le nombre d'instances qui peuvent être résolues au bout d'une heure, respectivement pour le premier cas d'étude et pour le second (TOU). Nous avons constaté que pour les instances de taille entre 3 machines, 3 périodes d'une part, et 7 machines et 10 périodes d'autres part, CPLEX est capable, dans la majorité des cas, de trouver une solution optimale avant 1 heure de résolution, ce qui n'est pas le cas pour les instances les plus grandes.

Ces tableaux montrent qu'en augmentant la taille du problème (M, T), les temps de résolution (CPU), du solveur, augmentent d'une manière considérable. Par conséquent, il est intéressant de développer des méthodes approchées.

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons développé un problème de regroupement des besoins sous contrainte énergétique pour les systèmes de type flow-shop. Un modèle non-linéaire en nombres entiers et sa linéarisation, ont été présentés. L'objectif

Taille du problème (M,T)	Nombre de problèmes résolus de façon optimale sur 5	CPU moyen (s)
(3,3)	5	< 1
(5,3)	5	< 1
(3,5)	5	< 1
(5,5)	5	2
(7,5)	5	5
(5,7)	5	4
(7,7)	5	22
(10,5)	5	162
(5,10)	4	111
(10,7)	3	189
(7,10)	3	401
(10,10)	0	> 3600
(15,10)	0	> 3600
(10,15)	0	> 3600
(15,15)	0	> 3600

TABLEAU 2.5: Premier cas : Nombre de problèmes résolus de façon optimale par CPLEX en fonction de la taille des instances dans la limite de 1 heure

consiste en la minimisation du coût de production composé du coût électrique, coût de stockage, coût de setup (lancement) et coût de puissance demandée par le système de production. Les expérimentations numériques montrent que le solveur CPLEX, permettant de trouver une solution exacte du problème, n'est pas efficace pour les problèmes de grandes tailles.

Afin de remédier à ce problème, nous allons présenter dans le chapitre suivant des méthodes approchées, permettant d'obtenir des solutions de bonne qualité dans un temps raisonnable.

Publications

Les travaux présentés dans ce chapitre ont fait l'objet des publications suivantes :

- **O. Masmoudi**, A. Yalaoui, Y. Ouazene and H. Chehade, "*Lot-sizing in flow-shop with energy consideration for sustainable manufacturing systems*", IFAC-PapersOnLine 48(3), 727 – 732, 2015, doi 10.1016/j.ifacol.2015.06.169
- **O. Masmoudi**, A. Yalaoui, Y. Ouazene and H. Chehade, "*Planification sous contraintes énergétiques d'une ligne de production*", 16ème congrès annuel de la

Taille du problème (M,T)	Nombre de problèmes résolus de façon optimale sur 5	CPU moyen (s)
(3,3)	5	< 1
(5,3)	5	< 1
(3,5)	5	< 1
(5,5)	5	< 1
(7,5)	5	4
(5,7)	5	2
(7,7)	5	8
(10,5)	5	177
(5,10)	5	120
(10,7)	5	190
(7,10)	5	214
(10,10)	4	860
(15,10)	2	1013
(10,15)	1	1663
(15,15)	0	> 3600

TABLEAU 2.6: Deuxième cas : Nombre de problèmes résolus de façon optimale par CPLEX en fonction de la taille des instances dans la limite de 1 heure

société française de la recherche opérationnelle et d'aide à la décision, Marseille, 2015.

Cas mono-produit : résolutions approchées

Sommaire

3.1	Introduction	41
3.2	État de l'art	42
3.3	Méthodes de résolution approchées	43
3.3.1	Heuristique Basée sur des Techniques de Mouvement (HBMT)	43
3.3.1.1	Description des différents mouvements	44
3.3.1.2	Résultats	51
3.3.2	Présentation du Multi-Start Heuristique Basée sur des Tech- niques de Mouvement (MSHBMT)	56
3.3.3	Présentation de l'heuristique Fix-and-Relax (F&R)	59
3.3.3.1	Principe	59
3.3.3.2	Analyse de sensibilité	60
3.3.3.3	Résultats	61
3.3.4	Présentation de l'Algorithme Génétique (AG)	68
3.3.4.1	Population initiale et représentation des chro- mosomes	69
3.3.4.2	Evaluation de la solution "Fitness"	69
3.3.4.3	Opérateur de sélection	69
3.3.4.4	Opérateur de croisement	70
3.3.4.5	Opérateur de mutation	72
3.3.4.6	Mise à jour de la population	73
3.3.4.7	Critère d'arrêt	73
3.3.4.8	Choix des paramètres	73
3.3.5	Résultats	74
3.4	Comparaison des différentes méthodes de résolution	74
3.5	Conclusion	80

3.1 Introduction

Le problème de lot-sizing, mono produit, avec contraintes de capacité, dans les systèmes de types flow-shop est NP-difficile ([Florian 80]). S'agissant d'un cas particulier du problème abordé dans ce travail (sans considération énergétique), ce dernier est donc NP-difficile. Pour les problèmes de taille moyenne et large, les

solveurs, comme CPLEX, sont incapables de trouver les solutions optimales dans un temps réduit comme l'attestent les expérimentations numériques menées au chapitre précédent. De ce fait, le développement de méthodes approchées (heuristiques et métaheuristiques) s'avère indispensable.

Afin de trouver des solutions de bonne qualité dans un temps raisonnable, nous proposons, dans ce chapitre, quatre méthodes approchées. Les deux premières sont des heuristiques basées sur des techniques de mouvements développés spécifiquement pour le problème. La troisième se base sur la décomposition de l'horizon de planification (Fix-and-Relax) et enfin la dernière est un algorithme génétique.

Dans la première partie de ce chapitre, nous présentons un aperçu des méthodes approchées les plus utilisées, dans la littérature, pour les problèmes de lot-sizing. La partie suivante consiste à présenter les méthodes de résolution proposées. La suite est dédiée aux expérimentations numériques effectuées. Enfin, nous terminons ce chapitre par les conclusions et perspectives de cette première partie de nos travaux.

3.2 État de l'art

Dans cette partie, nous présentons quelques méthodes de résolution rencontrées dans la littérature pour les problèmes de lot-sizing dans les systèmes de type flow-shop. Étant donné que ce type de problème est NP-difficile, les méthodes exactes ne permettent pas de trouver les solutions optimales dans des temps raisonnables, pour les instances de grandes tailles. Pour les instances de moyennes et grandes tailles, le temps de résolution augmente de manière considérable. Par conséquent, la résolution approchée semble être une bonne alternative.

A titre d'exemple, nous citons les travaux de [Ramezani 13] qui ont considéré un problème de regroupement et séquençement pour les systèmes de type flow-shop avec des contraintes de disponibilité. Pour la résolution de ce problème, les auteurs ont eu recours à des heuristiques basées sur des MIP. L'objectif est de résoudre le problème original période par période (Rolling Horizon RH). De même, [Mohammadi 08] ont proposé quatre heuristiques basées sur des MIP pour les problèmes de type flow-shop avec dépendance de séquençement de setup (temps de changement de série). Les deux premières heuristiques se basent sur la résolution période par période du problème original, alors que les deux autres sont basées sur l'approche Fix-and-Relax (F&R). L'heuristique RH est un cas spécifique de F&R. Pour ces méthodes, l'horizon de planification est composé de trois sections. En ce qui concerne la première, les variables sont fixées. Le problème est considéré en intégrité dans la deuxième section et il est relaxé dans la troisième. Une description détaillée de cette approche est donnée à la section 3.3.3.

[Babaei 14] ont étudié le problème de lot-sizing et de séquençement, à capacité finie, en intégrant le séquençement de setup, report de setup et rupture sur la demande. Un algorithme génétique a été développé pour la résolution de ce problème.

La grande majorité des travaux réalisés sur les problèmes de lot-sizing dans les systèmes de type flow-shop sont donc des heuristiques fonctionnant en horizon glissant et des algorithmes génétiques.

Dans ce mémoire, nous nous intéressons aux systèmes de type flow-shop. Il est à noter que les problèmes de lot-sizing ne se limitent pas à ce type de système, nous pouvons citer par exemple les travaux de Dolgui *et al.* [Dolgui 11] et [Dolgui 10] qui se sont intéressés aux systèmes à une machine et avec machines parallèles.

3.3 Méthodes de résolution approchées

Dans cette section, nous présentons les différentes méthodes approchées qui permettent de résoudre le problème de lot-sizing dans les systèmes de types flow-shop, sous contraintes énergétiques et dans le cas mono produit.

3.3.1 Heuristique Basée sur des Techniques de Mouvement (HBMT)

Nous avons dans un premier temps cherché à développer une méthode dédiée au problème étudié. Cette méthode est composée de trois étapes principales. La première étape consiste en la création d'une solution réalisable. La deuxième consiste en l'implémentation d'un ensemble de mouvements (mouvements 1 à 6) pour l'obtention de plusieurs solutions différentes. La troisième et dernière étape est une recherche locale dans le voisinage des solutions (mouvement 7).

Afin de construire une solution initiale, les quantités de production $x_{m,t}$, pour chaque machine ($m = 1, \dots, M$) et à chaque période ($t = 1, \dots, T$), sont égales à la demande d_t . Si la capacité de production (en terme de puissance ou de durée de la période) ne suffit pas, la production est partiellement anticipée. En d'autres termes, le plan de production obtenue est un plan réalisable, calé au plus tard.

Dans le but d'améliorer cette solution, quatre différents mouvements sont appliqués (mouvements 1, 2, 3 et 4). Ces mouvements cherchent à déplacer toute la quantité produite d'une période t à une autre période précédente $r = 1, \dots, t - 1$, sans créer de chevauchement, quand cela s'avère possible et plus avantageux en terme de coût. A partir des solutions obtenues, deux autres mouvements s'intéressent aux machines : déplacement de quantité produite par une machine m d'une période t donnée à une période r ($r < t$). La seule différence entre ces deux derniers, c'est que le premier mouvement (mouvement 5) n'autorise pas la création de chevauchement alors que le deuxième mouvement (mouvement 6) l'autorise.

Afin d'exploiter le voisinage des solutions obtenues, un mouvement de création de perturbation (mouvement 7) est ensuite appliqué de manière itérative. Ce dernier se traduit par le choix, aléatoirement, d'une machine m et de deux périodes r et t . Les quantités produites sont échangées et, dans le cas où la solution reste réali-

sable, les mouvements 5 et 6 sont réappliqués.

3.3.1.1 Description des différents mouvements

Afin d'expliquer les différents mouvements, nous donnons la définition des notations utilisées et donnons quelques formules associées.

Soit $SX_{m,t} = \sum_{\tau=1}^t x_{m,\tau}$ la quantité totale produite par la machine m ($1 \leq m \leq M$) de la première période jusqu'à la période t .

Notons $Q_{m,t,r}$ la quantité maximale (produite par la machine m pendant la période t) qui peut être déplacée à une période r ($1 \leq r \leq t-1$), sans créer de chevauchement. Afin d'établir les valeurs que peut prendre $Q_{m,t,r}$, nous distinguons le cas de la première machine des autres. En effet, il n'y a pas de contrainte de disponibilité en entrée de la première machine qui n'est pas le cas pour les autres.

- Si la première machine est considérée ($m = 1$), la durée restante (sans production) d'une période r ($1 \leq r \leq t-1$) est égale à $L_r - \sum_{k=1}^M p_k \cdot x_{k,r}$. Par conséquent, la quantité qui peut être encore produite par la machine ($m = 1$) est contrainte par :

$$\lfloor (L_r - \sum_{k=1}^M p_k \cdot x_{k,r}) / p_1 \rfloor \quad (3.1)$$

La quantité maximale $Q_{1,t,r}$ qui peut être déplacée de la période t à la période r est contrainte aussi par $x_{1,t}$. Donc :

$$Q_{1,t,r} \leq \lfloor (L_r - \sum_{k=1}^M p_k \cdot x_{k,r}) / p_1 \rfloor \quad \forall r = 1, \dots, t-1 \quad (3.2)$$

et

$$Q_{1,t,r} \leq x_{1,t} \quad \forall t = 2, \dots, T \quad (3.3)$$

d'où :

$$Q_{1,t,r} = \min \left\{ x_{1,t}, \lfloor (L_r - \sum_{k=1}^M p_k \cdot x_{k,r}) / p_1 \rfloor \right\} \quad \forall t = 2, \dots, T, r = 1, \dots, t-1 \quad (3.4)$$

- Si la machine considérée m est telle que $m = 2, \dots, M$, la durée restante (sans production) d'une période r ($1 \leq r \leq t-1$) est égale à :

$$L_r - \sum_{k=1}^M p_k \cdot x_{k,r} \quad (3.5)$$

Ce qui implique que la quantité qui peut être encore produite par la machine (m) à la période t est contrainte par :

$$\lfloor (L_r - \sum_{k=1}^M p_k \cdot x_{k,r}) / p_m \rfloor \quad (3.6)$$

Au même titre que pour la machine 1, on ne peut pas déplacer de t à r sur la machine m plus que la quantité $x_{m,t}$, donc : $Q_{m,t,r} \leq x_{m,t}$.

La quantité produite par la machine m de la première période jusqu'à la période r ($SX_{m,r}$) ne peut pas dépasser celle produite par $m - 1$ ($SX_{m-1,r}$). Donc $Q_{m,t,r} \leq SX_{m-1,r} - SX_{m,r}$.

Par conséquent, en ce qui concerne la machine m , la quantité maximale $Q_{m,t,r}$ qui peut être déplacée de la période t à la période r est contrainte par $\lfloor (L_r - \sum_{k=1}^M p_k \cdot x_{k,r}) / p_m \rfloor$, par $(SX_{m-1,r} - SX_{m,r})$ et par $x_{m,t}$, ce qui implique que :

$$Q_{m,t,r} = \min \left\{ x_{m,t}, \lfloor (L_r - \sum_{k=1}^M p_k \cdot x_{k,r}) / p_m \rfloor, SX_{m-1,r} - SX_{m,r} \right\} \quad (3.7)$$

$$\forall t = 2, \dots, T, r = 1, \dots, t - 1$$

Dans la suite, nous notons MI l'indice des mouvements 1, 2, 3 et 4.

Nous notons également *Number_Iteration* le nombre d'itérations de la recherche locale. Pour la détermination de ce paramètre, une analyse de sensibilité est effectuée.

– Move 1

Le principe de ce mouvement consiste à essayer de faire avancer la production d'une période t à une période précédente k tel que $k = 1, \dots, t - 1$, permettant de réduire le coûts total de production.

Ce mouvement parcourt les périodes de la deuxième ($t = 2$) allant jusqu'à la dernière ($t = T$). Pour chaque période t ($2 \leq t \leq T$), on identifie la première période k (allant de $t - 1$ à 1) où la production totale de t pourrait être déplacée à la période k , sans créer de chevauchement et qui permet une réduction du coût total.

A titre d'illustration, un exemple avec 2 machines et 4 périodes est représenté. On suppose que le coût unitaire de stockage est égale à 1 \$ par période. Le reste des données est renseigné dans les tableaux 3.1 et 3.2.

période (t)	1	2	3	4
$d_t(\text{pieces})$	40	20	5	5
$L_t(\text{minutes})$	1080	360	1080	360
$\alpha_t(\text{KW})$	8	15	20	16
$Co_t(\$/\text{KWh})$	0.08	0.16	0.08	0.16
$\theta_t(\$/\text{KW})$	1	19.9	1	19.9
$w_{1,t}(\text{\$})$	10	25	30	20
$w_{2,t}(\text{\$})$	11	20	20	15

TABLEAU 3.1: Exemple : Données relatives aux périodes de l'instance (2, 4).

machine (m)	1	2
$\phi_m(KW)$	8	7
$p_m(\text{minutes})$	8	8

TABLEAU 3.2: Exemple : Données relatives aux machines de l'instance (2,4).

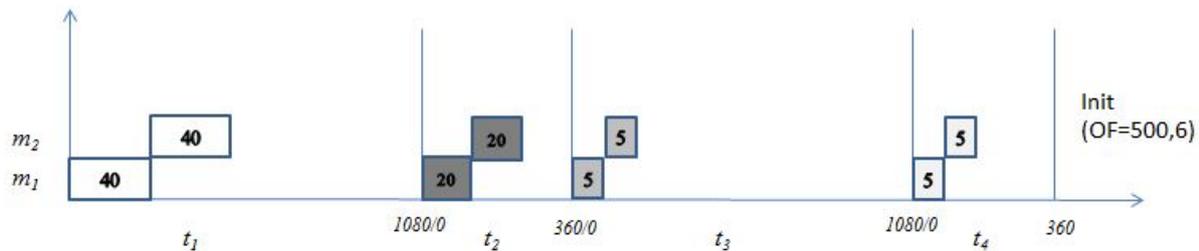


FIGURE 3.1: Solution initiale (Init) et la fonction objectif correspondante (OF)

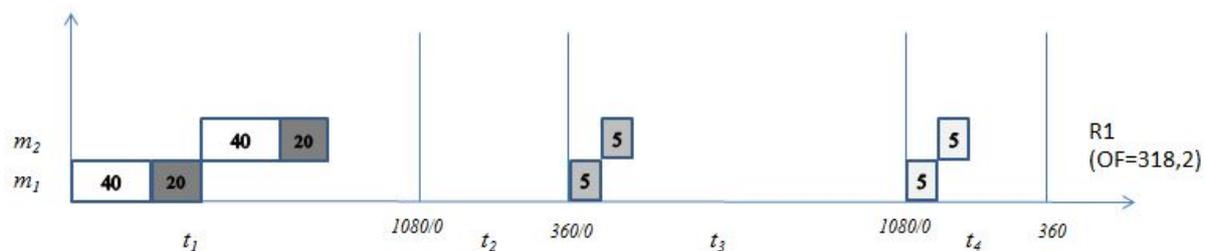


FIGURE 3.2: Move 1 : Résultat R1

En ce qui concerne cet exemple, la solution initiale est représentée dans la figure 3.1.

Le coût total de la solution initiale (OF) est égale à 500.6\$. On applique le Move 1 à partir de $t = 2$. Dans ce cas, il est intéressant et faisable de déplacer la quantité totale produite de cette période ($t = 2$) à la première ($t = 1$). La solution obtenue (R1) suite à ce mouvement est représentée à la figure 3.2. Le coût de cette solution, en déplaçant 20 pièces de $t = 2$ à $t = 1$, est 318.2\$.

Ensuite, on passe à $t = 3$. En déplaçant la production de 5 pièces de $t = 3$ à $t = 2$, la fonction passe à 475.2. Par conséquent, il n'y a pas d'intérêt à considérer cette opération. Par la suite, on teste s'il existe un intérêt à déplacer la production de t_3 à $k = 1$. La capacité de production à la période 1 étant suffisante et cette opération permettant de réduire le coût total de production à 265.2\$, on obtient la solution (R2) présentée dans la figure 3.3.

On passe maintenant à $t = 4$. Le coût est réduit à 133.2\$, en déplaçant la production de cette période à $t = 3$. La solution obtenue (R3) est représentée dans la figure 3.4.

– Move 2

Ce mouvement est composé de deux parties :

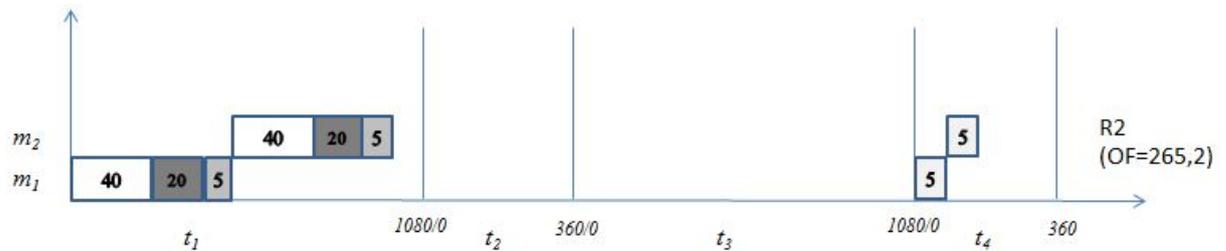


FIGURE 3.3: Move 1 : Résultat R2

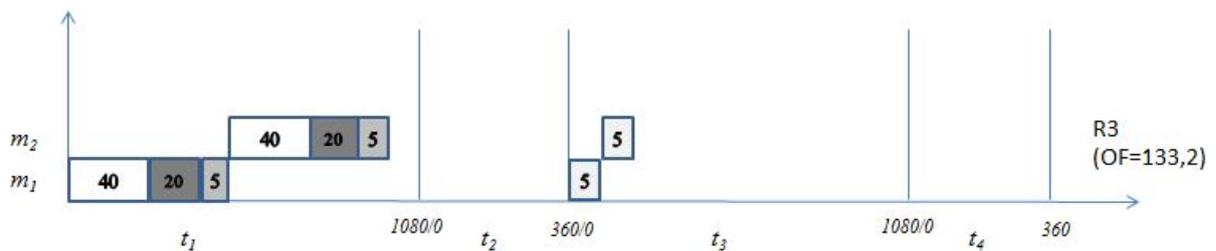


FIGURE 3.4: Move 1 : Résultat R3

- (a) En parcourant les périodes t de la deuxième ($t = 2$) à la dernière ($t = T$), on regarde s'il s'avère plus intéressant (en terme de coût) de déplacer la production totale de la période t à la période $t - 1$ sans créer de chevauchement. Si c'est le cas, cette quantité sera déplacée de t à $t - 1$.
- (b) On applique le premier mouvement (Move 1) à la solution obtenue en (a)

Il est à noter que dans le cas où l'étape (a) ne modifie pas la solution initiale, Move 1 et Move 2 fournissent la même solution.

Move 2 est illustré à travers les figures 3.1, 3.5 et 3.6.

On considère la solution initiale (Init) présentée dans la figure 3.1. En ce qui concerne l'étape (a), on commence de $t = 2$. La quantité de cette période sera déplacée à la première période comme cette action permet de réduire le coût total de production (figure 3.5). Le nouveau coût passe de 500.6\$ à 318.2\$.

Dans l'étape suivante, on considère $t = 3$. La solution ne change pas étant donné que le coût passe de 318.2\$ à 475.2\$ en déplaçant la production de cette période à $t = 2$.

Pour $t = 4$, la quantité produite pendant cette période est déplacée à $t = 3$ puisque cela permet de réduire le coût total qui passe de 318.2\$ à 123.2\$ (figure 3.6).

On passe maintenant à l'étape (b). On applique le premier mouvement (Move 1) en allant de $t = 2$ à $t = 4$. Dans ce cas, on vérifie s'il y a un intérêt à déplacer la quantité produite à $t = 3$ à la période $t = 2$. Dans ce cas le coût augmente à 291\$. Donc cette opération est non prise en compte. Ensuite, on teste le déplacement de cette quantité à la première période. Cela n'est pas possible puisque cela dépasse la capacité de production permise du système à $t = 1$.

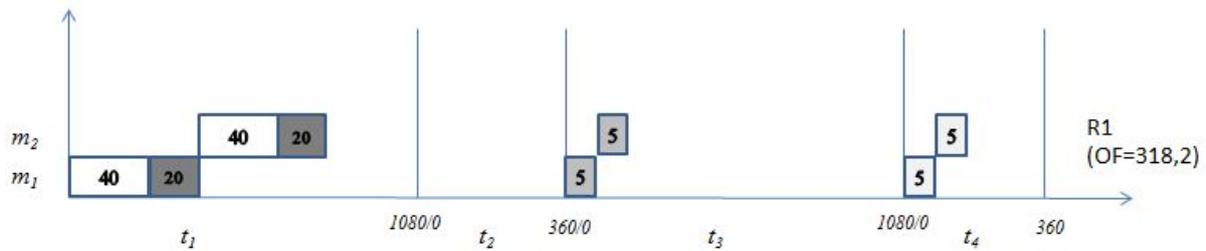


FIGURE 3.5: Move 2 : Résultat R1

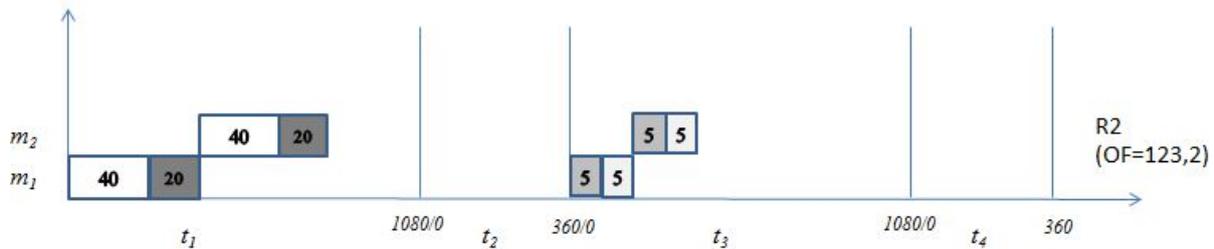


FIGURE 3.6: Move 2 : Résultat R2

Il faut bien noter que pour les mouvements Move 1 et Move 2, le chevauchement n'est pas permis. A partir de cet exemple, on constate que ces deux mouvements n'obtiennent pas la même solution.

– Move 3

Contrairement aux mouvements Move 1 et Move 2, le Move 3 parcourt les périodes de la dernière ($t = T$) à la deuxième ($t = 2$). Pour chaque période t ($2 \leq t \leq T$), on identifie la première période k (si elle existe) allant de $t - 1$ à 1 durant laquelle la quantité totale produite à t peut être déplacée, sans créer de chevauchement, si cette opération permet de réduire le coût total et l'on opère le déplacement.

Move 3 procède donc sur le même principe que Move 1. La seule différence réside dans le fait que l'on commence à parcourir l'horizon de planification de la dernière période à la deuxième période.

– Move 4

De même, Move 4 a le même principe que Move 2. La seule différence vient du fait que l'on commence à parcourir l'horizon de planification de la dernière période à la deuxième période :

- (a) On parcourt les périodes t de la dernière ($t = T$) à la deuxième ($t = 2$). On vérifie ensuite s'il s'avère plus intéressant (en terme de coût) de déplacer la production totale de la période t à la période $t - 1$ sans créer de chevauchement. Si c'est le cas, cette quantité sera déplacée de t à $t - 1$.
- (b) On applique le troisième mouvement (Move 3).

– Move 5

La principale différence entre ce mouvement et les précédents se traduit par le fait que, pour Move 5, la production de chaque machine est considérée séparément. Move 5 parcourt les machines de $m = 1$ à $m = m$. Pour chacune, on parcourt les périodes de $t = T$ à $t = 2$. On identifie la première période (r) en amont telle que $1 \leq r \leq t - 1$, qui minimise le coût global de production en déplaçant une quantité Q (qui correspond à $\min \{Cost_{(Q_{m,t,r}=0)}, Cost_{Q_{m,t,r}}\}$) sans créer de chevauchement. Afin de déterminer la quantité à déplacer, on calcule :

– le coût de la solution partielle initiale des périodes t et r pour une machine m :

$$\bullet \text{ } Cost_{(Q_{m,t,r}=0)} = (\psi_{m,t} \cdot x_{m,t} + \psi_{m,r} \cdot x_{m,r}) + E_r^{max} \cdot \theta_r + E_t^{max} \cdot \theta_t + w_{m,t} \cdot y_{m,t} + w_{m,r} \cdot y_{m,r}$$

$$\forall m = 1, \dots, M, \quad t, r = 1, \dots, T.$$

Les deux premiers termes représentent les coûts de production électrique pour la machine m durant les périodes t et r . Les troisième et quatrième termes expriment les coûts des puissances demandées durant les périodes t et r . Finalement, les deux derniers termes représentent les coûts générés par l'état de la machine m (en marche/en arrêt) durant les périodes t et r .

– le coût après avoir déplacer la quantité $Q_{m,t,r}$ de la période t à la période r pour la machine m qui est donné par :

$$\bullet \text{ } Cost_{Q_{m,t,r}} = (\psi_{m,t} \cdot (x_{m,t} - Q_{m,t,r}) + \psi_{m,r} \cdot (x_{m,r} + Q_{m,t,r})) + h \cdot Q_{m,t,r} \cdot (t - r) + E_r^{max} \cdot \theta_r + E_t^{max} \cdot \theta_t + w_{m,t} \cdot y_{m,t} + w_{m,r} \cdot y_{m,r}$$

$$\forall m = 1, \dots, M, \quad t, r = 1, \dots, T.$$

Ce coût correspond à la solution obtenue une fois que la quantité $Q_{m,t,r}$ produite par la machine m , est déplacée de la période t à la période r . Les termes dans cette équation représentent les coûts de production de la machine m aux périodes t et r , le coût de stockage engendré par le déplacement de cette quantité, les coûts de la puissance demandée par le système pour les périodes t et r et finalement les coûts générés par l'état de la machine m (en marche/en arrêt) durant les périodes t et r .

Afin d'expliquer ce mouvement (Move 5), nous considérons la solution obtenue par Move 2 (figure 3.7).

A partir de $m = 1$ et $t = 3$, les quantités $Q_{1,3,2}$ et $Q_{1,3,1}$ sont calculées ainsi que leurs coûts correspondants $Cost_{Q_{1,3,2}}$ and $Cost_{Q_{1,3,1}}$. Le premier coût $Cost_{Q_{1,3,2}} = 288.25$ (tel que $Q_{1,3,2} = 5 + 5 = 10$) est plus grand que le coût $Cost_{(Q_{1,3,2}=0)} = 123.2$. Le coût $Cost_{Q_{1,3,1}} = 113.2$ (tel que $Q_{1,3,1} = 5 + 5 = 10$) est plus petit que le coût $Cost_{(Q_{1,3,2}=0)} = 123.2$. Ainsi, la quantité $Q = Q_{1,3,1} = 10$ pièces est déplacée de la période 3 à la période 1, sans créer de chevauchement (solution R3 à la figure 3.7). La même procédure est répétée, en décrémentant les périodes pour une machine

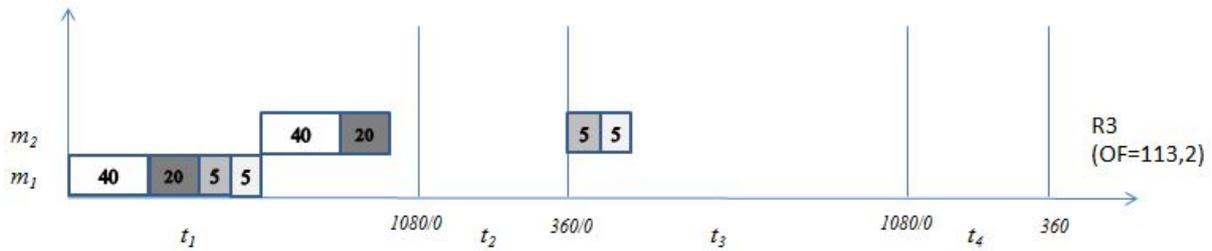


FIGURE 3.7: Move 5 : Résultat R3

donnée. Cette procédure sera répétée pour la machine suivante.

– Move 6

Pour Move 6, on parcourt les machines de $m = 1$ à $m = M$ et pour chacune, on parcourt les périodes de $t = T$ à $t = 2$. On identifie la première période (r) en amont telle que ($1 \leq r \leq t - 1$), qui minimise le coût global de production en déplaçant une quantité produite par la machine m d'une période t à une période r , avec la possibilité de créer un chevauchement. On entend par chevauchement le fait que deux machines fonctionnent en même temps. Si on veut réfléchir de la même manière que le cas sans chevauchement, on ne peut pas déterminer la quantité $Q_{m,t,r}$ d'une manière simple. Cette quantité doit respecter certaines contraintes comme $Q_{m,t,r} \leq x_{m,t}$, et, $Q_{m,t,r} \leq \lfloor (L_r - p_m \cdot x_{m,r}) / p_m \rfloor$. Elle doit aussi satisfaire les contraintes de précédence et la date de début de traitement qui dépend de la quantité des pièces en stock. L'aspect dynamique de ce mouvement (Move 6) et l'existence de nombreuses possibilités pour la date de début de traitement (à cause de la possibilité de création de chevauchement), nous incite à tester les quantités $0 \leq Q \leq \min \{x_{m,t}, \lfloor (L_r - p_m \cdot x_{m,r}) / p_m \rfloor\}$ et donc à choisir la quantité Q^* permettant d'avoir le plus de gain.

Ce mouvement a le même principe que Move 5. La seule différence c'est de permettre de créer de chevauchement entre les machines.

– Move 7

L'objectif de ce mouvement est d'explorer le voisinage de la solution obtenue. Le principe est de choisir aléatoirement deux périodes t_1 et t_2 ($1 \leq (t_1, t_2) \leq T$) et une machine m ($1 \leq m \leq M$). Les quantités produites correspondantes sont échangées dans le cas où les contraintes restent vérifiées.

Ce mouvement est expliqué à travers les figures 3.8 et 3.9. Prenons comme exemple $m = 2$ et les périodes $t_1 = 1$ et $t_2 = 3$. Les quantités produites sont échangées. Dans ce cas, après avoir appliqué ce mouvement, la demande de la période 1 n'est plus satisfaite ($d_1 = 40 > 10$). Ainsi, cette opération d'échange ne sera pas considérée pour ce cas.

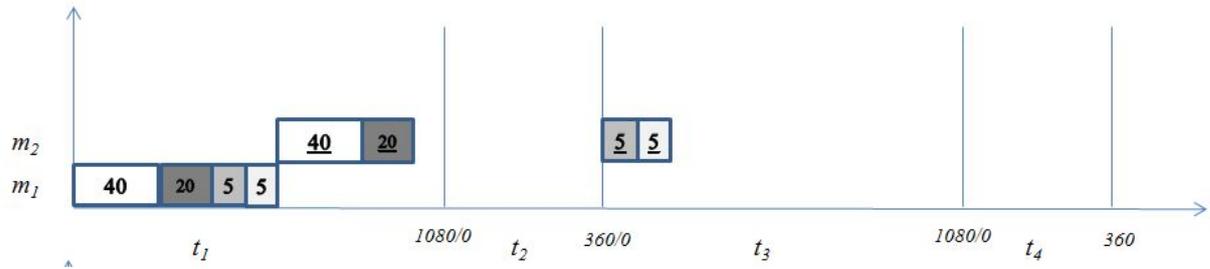


FIGURE 3.8: Move 7 : Sélection des périodes et de la machine

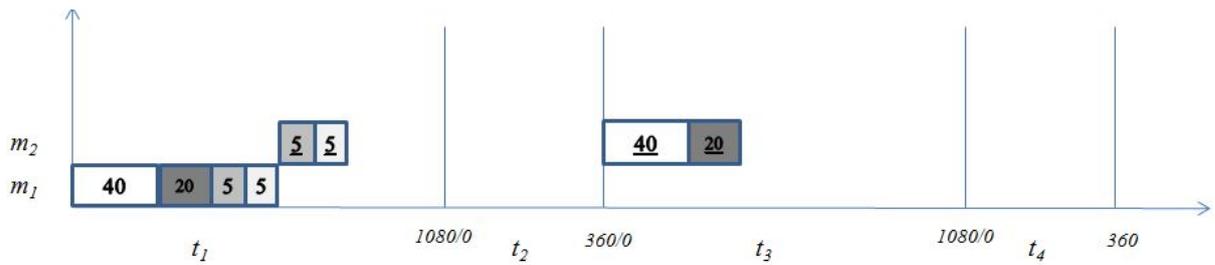


FIGURE 3.9: Move 7 : Solution en appliquant Move 7

L'organisation de ces mouvements est décrite dans l'Algorithme 1 HBMT.

Pour la détermination du nombre d'itérations *Number_Iteration*, nous remarquons, de la figure 3.10, qu'à partir de 100 itérations, la qualité des instances représentatives ne s'améliore pas. Donc, nous allons prendre cette valeur pour le nombre d'itérations.

3.3.1.2 Résultats

Dans le tableau 3.3, nous présentons les différentes tailles de problèmes ainsi que le nombre de solutions optimales trouvées par le solveur CPLEX avant d'atteindre le temps limite de résolution donné. Nous illustrons aussi dans ce tableau, les valeurs trouvées par le solveur, le temps de résolution, les gaps entre les solutions optimales trouvées par CPLEX et les valeurs obtenues par la méthode HBMT et finalement les temps de résolution de l'heuristique.

Pour chaque taille de problème, Z_{CPLEX} se calcule comme suit :

$$Z_{CPLEX} = (\sum_{i=1}^u Z_{CPLEX,i}) / u \quad (3.8)$$

avec u représente le nombre de solutions optimales trouvées par CPLEX avant d'atteindre le temps limite de résolution (une heure dans notre cas) et $Z_{CPLEX,i}$ représente la fonction objectif optimale de l'instance i (pour la taille du problème

Algorithme 1 HBM

```

1 : Pour  $t = 1$  à  $T$ 
2 :   La date de début de traitement de la première machine égale à 0
3 : fin pour
4 : pour  $m = 1$  à  $M$ 
5 :   pour  $t = 1$  à  $T$ 
6 :     la quantité produite par chaque machine  $m$  à la période  $t$  est égale
7 :     : à la demande de cette période ( $x_{m,t}=d_t$ )
8 :   fin pour
9 : fin pour
10 : pour  $m = 2$  à  $M$ 
11 :   pour  $t = 1$  à  $T$ 
12 :     la date de début de traitement de la machine  $m$  à la période  $t$  est égale
13 :     : à la date de fin de traitement de la machine précédente ( $m - 1$ )
14 :     : dans la même période ( $C_{m-1,t} = C_{m,t} - p_m \cdot x_{m,t}$ )
15 :   fin pour
16 : fin pour
17 : Soit  $S_{init}$  la solution initiale et  $Z$  la fonction objectif correspondante.
18 :  $MI = 1$ 
19 : tant que( $MI \leq 4$ ) faire
20 :   A partir de  $S_{init}$ 
21 :   Appliquer  $MI$ , soit  $S_{MI}$  la solution obtenue avec  $Z_{MI}$ 
22 :   : la fonction objectif correspondante
23 :   Appliquer Move 5 à  $S_{MI}$  et mettre à jour  $S_{MI}$  et  $Z_{MI}$ 
24 :   Appliquer Move 6 à  $S_{MI}$  et mettre à jour  $S_{MI}$  et  $Z_{MI}$ 
25 :    $S = S_{MI}$ ,  $Z = Z_{MI}$ 
26 :   pour  $k = 1$  à  $Number\_Iteration$ 
27 :     Appliquer Move 7 et vérifier la satisfaction des contraintes
28 :     si les contraintes sont vérifiées alors
29 :       Appliquer Move 5 et mettre à jour  $S$  et  $Z$ 
30 :       Appliquer Move 6 et mettre à jour  $S$  et  $Z$ 
31 :       si  $Z < Z_{MI}$  alors
32 :          $Z_{MI} = Z$ 
33 :          $S_{MI} = S$ 
34 :       fin si
35 :     fin si
36 :   fin pour
37 :    $MI = MI + 1$ 
38 : fin tant que
39 : La solution finale correspond à  $Z_{MI^*}$  telle que  $MI^* = \underset{MI=1,\dots,4}{\operatorname{argmin}} Z_{MI}$ 

```

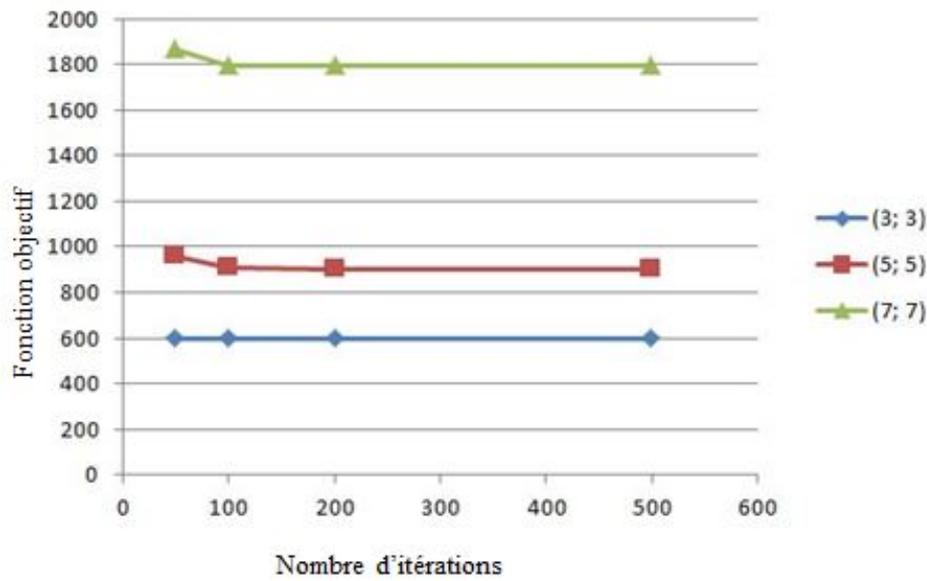


FIGURE 3.10: Analyse de sensibilité sur le nombre d'itérations

considéré).

Les gaps sont calculés à travers la formule suivante :

$$GAP = \sum_{i=1}^u ((Z_{heuristique,i} - Z_{CPLEX,i}) / Z_{CPLEX,i}) \cdot 100 \quad (3.9)$$

Ce tableau concerne le premier cas (les paramètres suivent les lois uniformes). Cette méthode permet d'obtenir des résultats avec un gap moyen de 11.60%.

De même, pour le deuxième cas (cas particulier avec une succession de périodes *OFF – ON*), le tableau 3.4 indique un gap moyen de 7.60%. Les temps de résolution sont relativement faibles par rapport à ceux de CPLEX.

Le gap de cette heuristique est dû à la restriction de la solution initiale. Ce qui nous a amené à penser à une heuristique qui a le même principe, mais avec une diversité au niveau de la solution initiale. Cette méthode est présentée dans la section suivante.

Taille du problème (M,T)	Nombre de solutions optimales trouvées par CPLEX	Z_{CPLEX}	CPU_{CPLEX} (s)	GAP_{HBMT} (%)	CPU_{HBMT} (s)
(3,3)	5/5	535.61	< 1	1.11	< 1
(5,3)	5/5	450.08	< 1	9.42	< 1
(3,5)	5/5	865.77	< 1	7.85	< 1
(5,5)	5/5	819.57	2	9.64	< 1
(7,5)	5/5	1129.22	5	11.63	< 1
(5,7)	5/5	1260.84	4	12.67	< 1
(7,7)	5/5	1599.99	22	12.04	< 1
(10,5)	5/5	1651.98	162	12.07	< 1
(5,10)	4/5	2019.69	111	12.72	< 1
(10,7)	3/5	1751.19	189	16.84	1
(7,10)	3/5	1913.37	401	21.66	1
Gap Moyen (%s)				11.60	

TABLEAU 3.3: 1 ère étude de cas : comparaison des résultats entre CPLEX et HBMT

Taille du problème (M,T)	Nombre de solutions optimales trouvées par CPLEX	Z_{CPLEX}	CPU_{CPLEX} (s)	$GAP_{HBMt}(\%)$	CPU_{HBMt} (s)
(3,3)	5/5	347.93	< 1	0.00	< 1
(5,3)	5/5	462.22	< 1	0.00	< 1
(3,5)	5/5	605.59	< 1	2.74	< 1
(5,5)	5/5	758.64	< 1	5.92	< 1
(7,5)	5/5	910.97	4	2.29	< 1
(5,7)	5/5	989.94	2	15.30	< 1
(7,7)	5/5	1122.29	8	6.88	< 1
(10,5)	5/5	1187.72	177	2.42	< 1
(5,10)	5/5	1357.57	120	5.37	< 1
(10,7)	5/5	1200.89	190	9.75	1
(7,10)	5/5	1503.95	214	13.94	1
(10,10)	4/5	1615.81	860	16.44	2
(15,10)	2/5	1789.81	1013	8.19	2
(10,15)	1/5	1680.36	1663	17.25	2
Gap Moyen				7.60	

TABLEAU 3.4: 2 ème étude de cas : comparaison des résultats entre CPLEX et HBMt

3.3.2 Présentation du Multi-Start Heuristique Basée sur des Techniques de Mouvement (MSHBMT)

Le principe de cette méthode est similaire à celui de la méthode HBMT. La seule différence consiste à avoir plusieurs solutions initiales générées aléatoirement. Ainsi, pour chaque période, et pour chaque machine, on génère aléatoirement des quantités de telle sorte que les contraintes de précédences et les autres contraintes sont respectées. Pour un nombre défini d'itérations correspondant à la taille de la population initiale, l'heuristique HBMT est relancée. La solution finale est la solution donnant la meilleure fonction objectif (minimum).

Après avoir effectué des tests, nous avons décidé de choisir un nombre de population égale à 1000. A partir de cette taille de population, les solutions n'arrivent quasiment plus à s'améliorer d'une part et le temps de résolution augmente d'une manière considérable (figure 3.11).

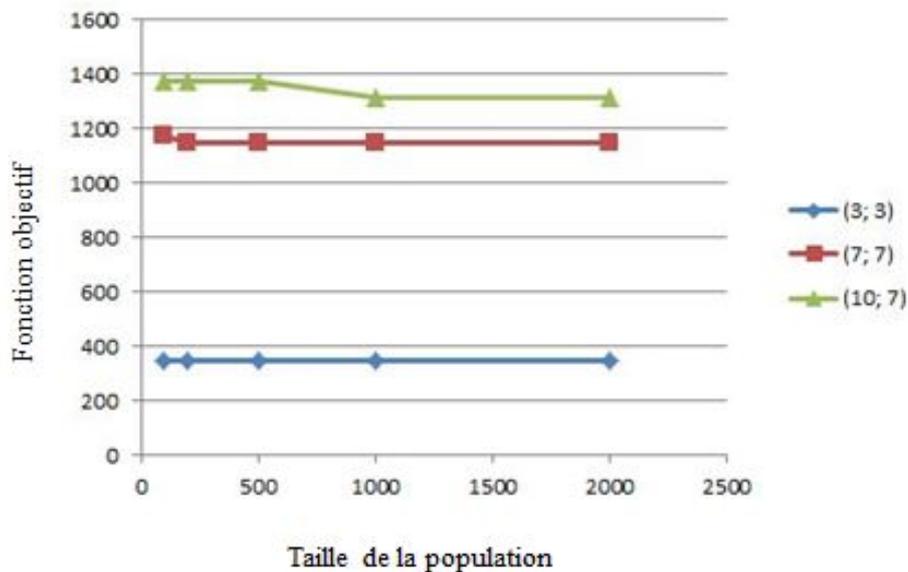


FIGURE 3.11: Evolution des fonctions objectifs en fonction de la taille de la population

Taille du problème (M,T)	CPU_{HBMT} (s)	GAP_{HBMT} (%)	CPU_{MSHBMT} (s)	GAP_{MSHBMT} (%)
(3,3)	< 1	1.11	2	1.11
(5,3)	< 1	9.42	2	9.42
(3,5)	< 1	7.85	2	2.21
(5,5)	< 1	9.64	12	6.54
(7,5)	< 1	11.63	23	8.23
(5,7)	< 1	12.67	42	7.70
(7,7)	< 1	12.04	52	5.66
(10,5)	< 1	12.07	42	4.41
(5,10)	< 1	12.72	69	7.57
(10,7)	1	16.84	156	7.74
(7,10)	1	21.66	188	10.25
Gap Moyen		11.60		6.44

TABLEAU 3.5: 1 ère étude de cas : comparaison des résultats entre HBMT et MSHBMT (pour les solutions optimales trouvées par CPLEX)

Taille du problème (M,T)	CPU _{HBMT} (s)	GAP _{HBMT} (%)	CPU _{MSHBMT} (s)	GAP _{MSHBMT} (%)
(3,3)	< 1	0.00	1	0.00
(5,3)	< 1	0.00	2	0.00
(3,5)	< 1	2.74	2	0.00
(5,5)	< 1	5.92	14	0.00
(7,5)	< 1	2.29	26	2.07
(5,7)	< 1	15.30	47	3.16
(7,7)	< 1	6.88	51	2.08
(10,5)	< 1	2.42	47	2.42
(5,10)	< 1	5.37	64	1.53
(10,7)	1	9.75	145	9.75
(7,10)	1	13.94	227	8.70
(10,10)	2	16.44	484	10.93
(15,10)	2	8.19	725	8.19
(10,15)	2	17.25	954	9.27
Gap Moyen		7.60		4.15

TABLEAU 3.6: 2 ème étude de cas : comparaison des résultats entre HBMT et MSHBMT
(pour les solutions optimales trouvées par CPLEX)

Pour la première étude de cas, le tableau (3.5) permet d'apprécier la différence des écarts (en pourcentage) entre les solutions obtenues par *HBMT* et *MSHBMT* par rapport à la solution optimale. Le gap moyen, pour ce cas, passe de 11.60% à 6.44%. Cette méthode est plus performante que *HBMT* mais, en contre partie, les temps de résolution sont importants. Cette amélioration est due à la diversification de la solution initiale. Ce qui a donnée à l'heuristique *MSHBMT* la possibilité d'obtenir des solutions de meilleure qualité.

De même pour la deuxième étude de cas (cas particulier avec une succession de périodes *OFF – ON*), le gap moyen passe de 7.60% à 4.15% (tableau 3.6).

3.3.3 Présentation de l'heuristique Fix-and-Relax (F&R)

Comme il est décrit dans le livre de Pochet et Wolsey [Pochet 05], l'idée principale de cette heuristique consiste à décomposer l'horizon de planification en trois sections, de manière à avoir plusieurs sous problèmes plus simple à résoudre, à chaque étape. Cette approche itérative résoud, à chaque étape des sous problèmes dont le nombre de variables binaires et le nombre de contraintes sont réduits.

Cette heuristique est une hybridation d'une méthode de branch-and-bound et d'une décomposition de l'horizon de planification. Cet horizon est décomposé en trois parties :

- une fenêtre gelée (FG) où les variables binaires sont gelées ;
- une fenêtre de décision (FD) où le modèle est considéré en intégrité ;
- une fenêtre d'approximation (FA) où le modèle est relaxé (remplacer les variables binaires par des variables continues dans $[0, 1]$).

Pour plus d'informations, le lecteur peut se référer à la page 109 de l'ouvrage de Pochet et Wolsey [Pochet 05].

3.3.3.1 Principe

De même, [Absi 05] a eu recours à cette méthode pour la résolution des problèmes de lot-sizing. La première étape de cette approche consiste à commencer par deux fenêtres : fenêtre de décision et fenêtre d'approximation. Après avoir résolu ce problème à cette étape, la fenêtre de décision est décalée de $(\sigma_k - \delta_{k+1})$, telle que σ_k représente la taille de la fenêtre de décision (en périodes) et δ_{k+1} représente le nombre de périodes en chevauchement entre l'étape k et $k + 1$ (pour tout ce qui suit, on suppose que $\sigma_k = \sigma$ et $\delta_k = \delta \forall k$).

À partir de la seconde itération, les trois fenêtres sont donc considérées. Cette procédure est répétée jusqu'à ce que la fenêtre de décision atteigne la fin de l'horizon de planification (figure 3.12).

Soit Pr_k le sous problème à résoudre à l'étape k . $[a_k, b_k]$ représente la fenêtre de décision de cette étape (k). Le nombre d'itérations est égale au nombre de déplace-

Algorithme 2 : Heuristique Fix-and-Relax ([Absi 05])

```

1 :  $k = 1$ 
2 :  $a_k = 1$ 
3 :  $b_k = \sigma$ 
4 : Tant que  $b_k < T$  faire
5 :   Résoudre  $Pr_k$ 
6 :    $k = k + 1$ 
7 :    $a_k = b_k - \delta$ 
8 :    $b_k = b_k + \sigma - \delta$ 
9 :   si  $b_k > T$  alors
10 :      $b_k = T$ 
11 :   fin si
12 : fin tant que
13 : Résoudre  $Pr_k$ 

```

ments jusqu'à ce que b_k atteint T .

Dans notre étude, et de même que [Absi 05], nous allons fixer la variable binaire de setup $y_{m,t}$ (lancement de la production de la machine m à la période t) dans la FG.

L'algorithme de Fix-and-Relax est décrit dans *Algorithme 2* ([Absi 05]).

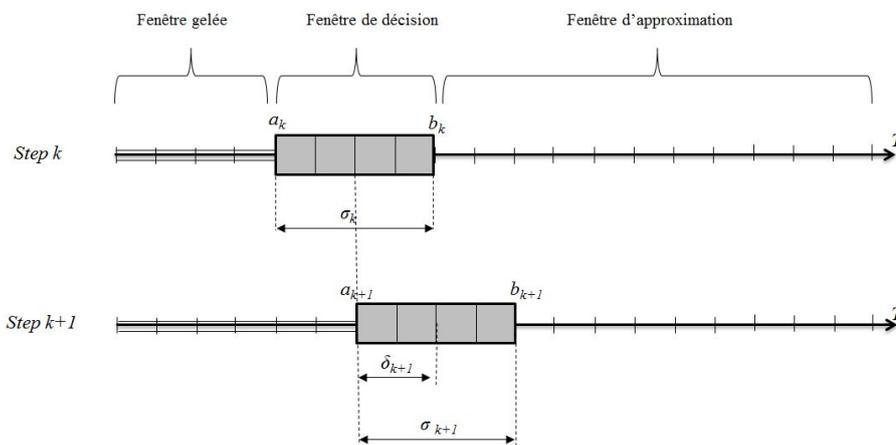


FIGURE 3.12: Principe de l'heuristique Fix-and-Relax

3.3.3.2 Analyse de sensibilité

Afin de calibrer les paramètres de cette heuristique, une analyse de sensibilité est effectuée. Nous avons testé plusieurs combinaisons avec différentes tailles de

fenêtre de décision (σ) et différentes valeurs de (δ).

Pour le cas où $\sigma = 1$, la seule possibilité pour le nombre de périodes en chevauchement entre deux étapes, est égale à zéro. Les valeurs des gaps (entre solutions optimales trouvées par CPLEX et F&R), d'une part, et les temps de résolution (CPU de F&R), d'autre part, sont illustrées dans les figures 3.13 et 3.14 respectivement. De même pour les autres scénarii. Nous remarquons à partir des figures 3.13, 3.14, 3.15, 3.16, 3.17, 3.18, 3.19 et 3.20, que les gaps ont tendance à diminuer pour plusieurs cas, en augmentant δ , tandis que les temps de résolution s'élève en augmentant δ . Le temps de résolution à chaque itération est égale à une minute.

A partir de ces figures, et pour les instances testées, les meilleurs résultats (de point de vu qualité de solution et temps de résolution) sont obtenus pour le cas suivant :

- taille de la fenêtre de décision $\sigma = 4$,
- nombre de périodes en chevauchement entre deux étapes de résolution $\delta = 1$.

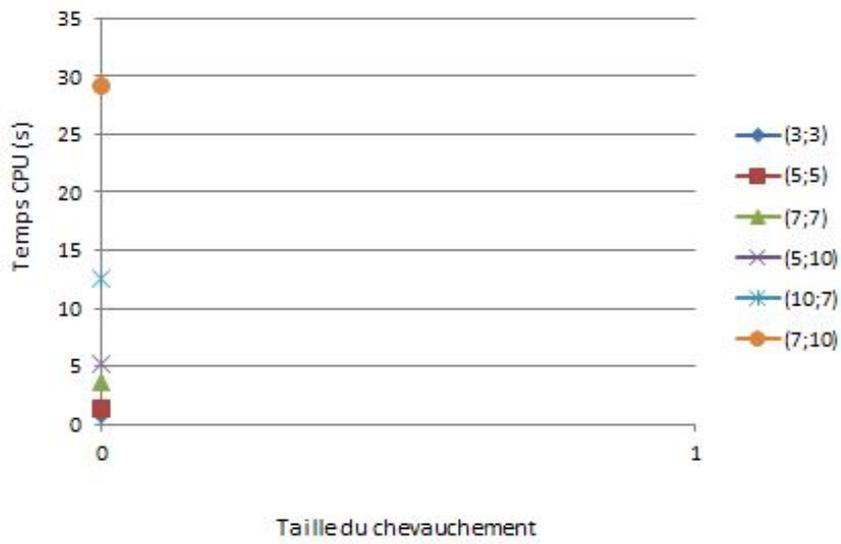
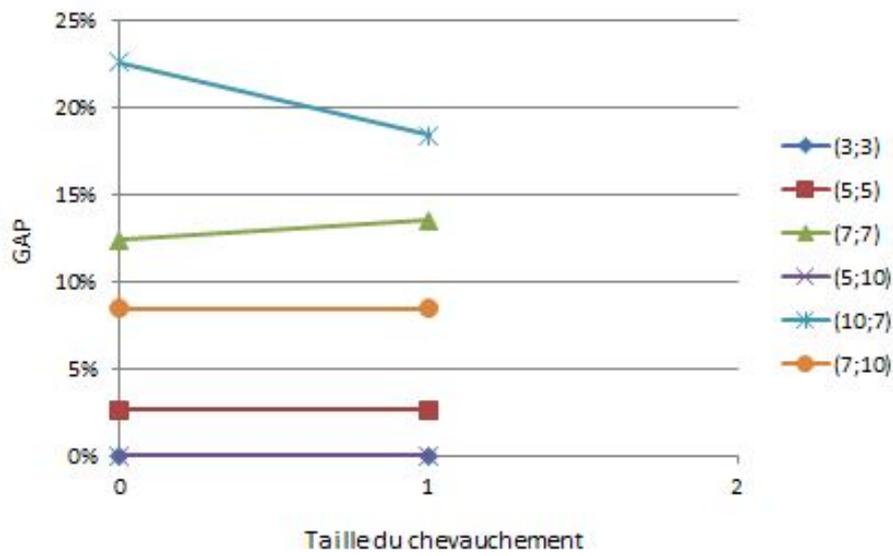


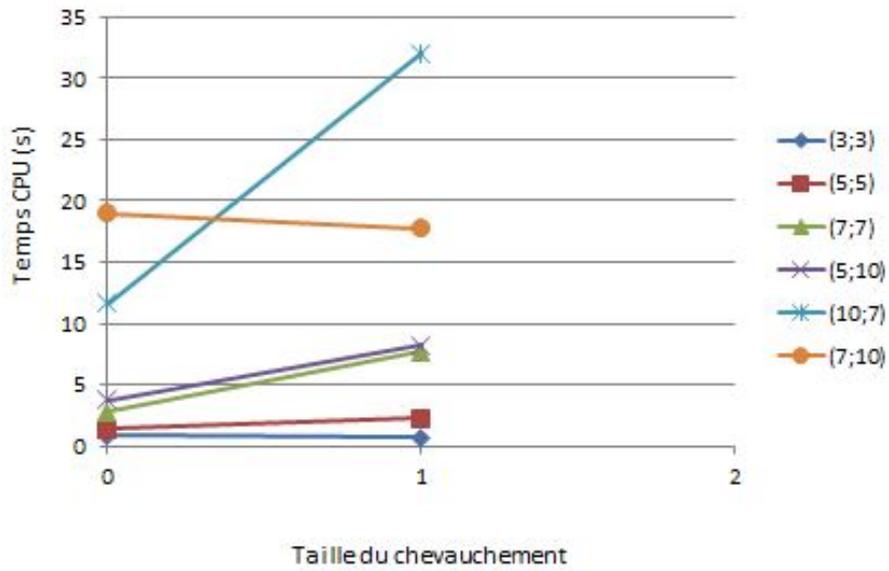
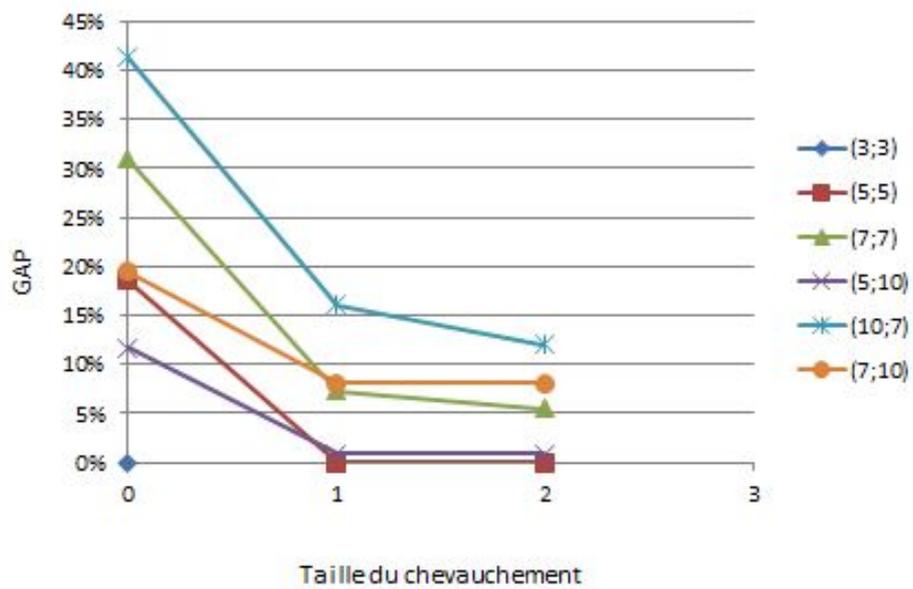
FIGURE 3.13: Variation du GAP en fonction de δ ($\sigma = 1$)

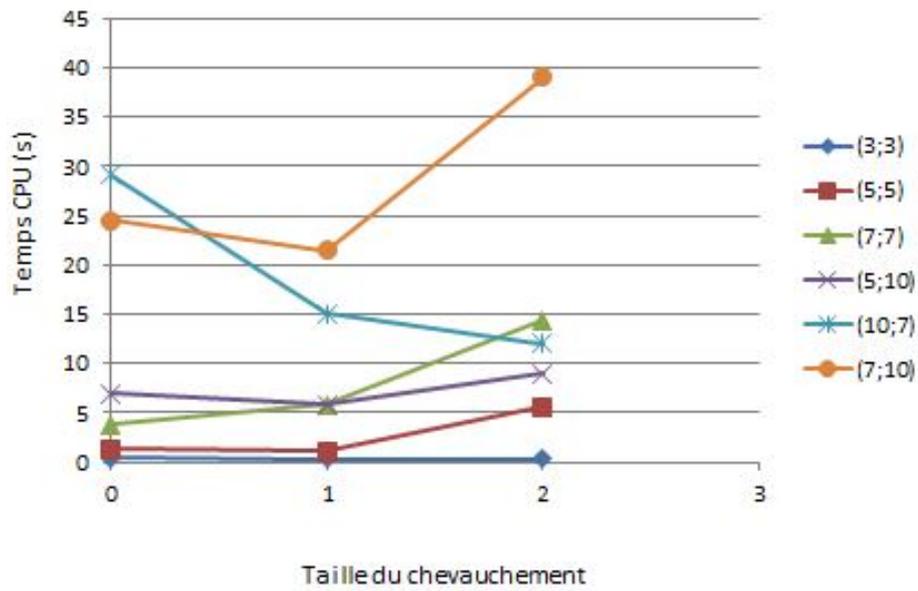
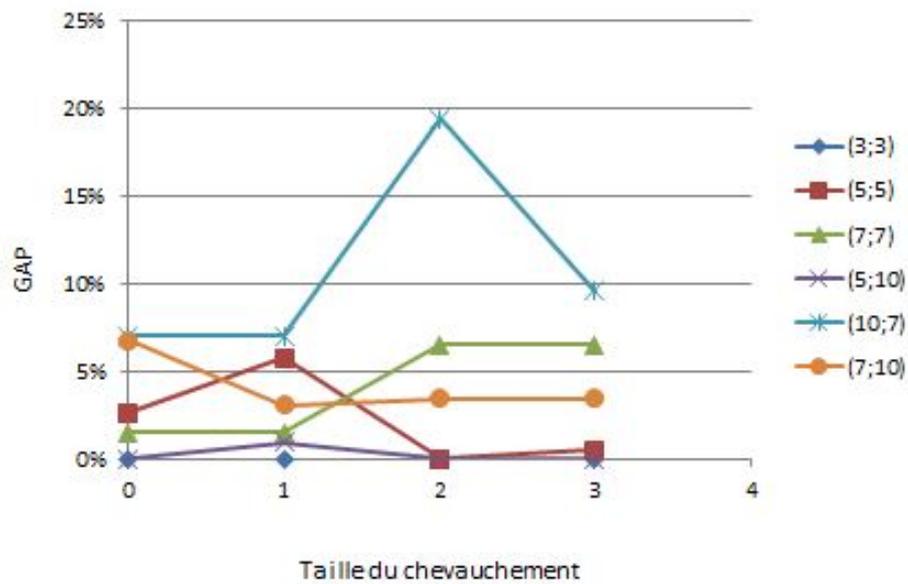
3.3.3.3 Résultats

Nous avons implémenté les codes en langage C++ couplé avec le solveur CPLEX 12.6. Les tests ont été effectués sur un système d'exploitation Intel Core i7, avec 3.0 GHz et 8 GB de RAM.

On remarque à partir des tableaux 3.7 et 3.8 que l'heuristique permet de trouver des solutions de bonne qualité dans un temps réduit. En comparant les résultats obtenus par cette méthode et ceux obtenus par CPLEX, le gap moyen est de l'ordre de 5.83 pour la première étude de cas (tableaux 3.7) et 5.88 pour la deuxième étude

FIGURE 3.14: Variation du temps CPU en fonction de δ ($\sigma = 1$)FIGURE 3.15: Variation du GAP en fonction de δ ($\sigma = 2$)

FIGURE 3.16: Variation du temps CPU en fonction de δ ($\sigma = 2$)FIGURE 3.17: Variation du GAP en fonction de δ ($\sigma = 3$)

FIGURE 3.18: Variation du temps CPU en fonction de δ ($\sigma = 3$)FIGURE 3.19: Variation du GAP en fonction de δ ($\sigma = 4$)

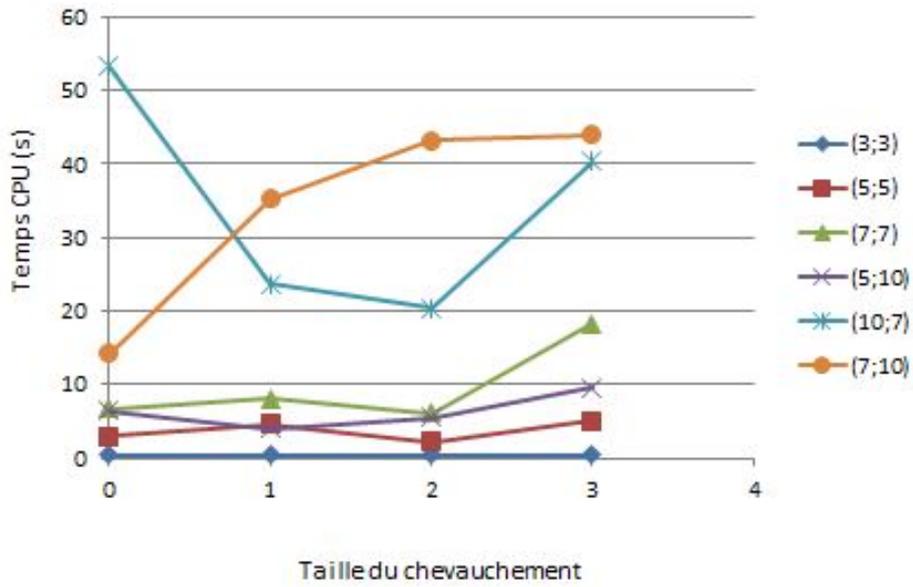


FIGURE 3.20: Variation du temps CPU en fonction de δ ($\sigma = 4$)

de cas (tableaux 3.8). Ces gap sont calculés dans le cas où les solutions optimales sont trouvées avant une heure de résolution (par le solveur).

Taille du problème (M,T)	Nombre de solutions optimales trouvées	Z_{CPLEX}	CPU_{CPLEX} (s)	$GAP_{F\&R}(\%)$	$CPU_{F\&R}$ (s)
(3,3)	5/5	535.61	< 1	0.00	< 1
(5,3)	5/5	450.08	< 1	0.00	< 1
(3,5)	5/5	865.77	< 1	0.18	1
(5,5)	5/5	819.57	2	5.83	2
(7,5)	5/5	1129.22	5	9.78	4
(5,7)	5/5	1260.84	4	3.91	14
(7,7)	5/5	1599.99	22	10.18	18
(10,5)	5/5	1651.98	162	10.95	18
(5,10)	4/5	2019.69	111	3.10	7
(10,7)	3/5	1751.19	189	14.64	53
(7,10)	3/5	1913.37	401	5.58	27
Gap Moyen				5.83	
CPU Moyen (s)			112		16

TABLEAU 3-7: 1 ère étude de cas : comparaison des résultats entre CPLEX et F&R

Taille du problème (M,T)	Nombre de solutions optimales trouvées	Z_{CPLEX}	CPU_{CPLEX} (s)	$GAP_{F\&R}$ (%)	$CPU_{F\&R}$ (s)
(3,3)	5/5	347.93	< 1	0.00	< 1
(5,3)	5/5	462.22	< 1	0.00	< 1
(3,5)	5/5	605.59	< 1	2.25	< 1
(5,5)	5/5	758.64	< 1	2.63	1
(7,5)	5/5	910.97	4	7.37	2
(5,7)	5/5	989.94	2	6.92	2
(7,7)	5/5	1122.29	8	1.47	3
(10,5)	5/5	1187.72	177	10.13	6
(5,10)	5/5	1357.57	120	0.92	4
(10,7)	5/5	1200.89	190	6.35	6
(7,10)	5/5	1503.95	214	3.08	12
(10,10)	4/5	1615.81	860	16.99	36
(15,10)	2/5	1789.81	1013	3.36	96
(10,15)	1/5	1680.36	1663	20.94	170
Gap Moyen				5.88	
CPU Moyen (s)			425.1		16.81

TABLEAU 3.8: 2 ème étude de cas : comparaison des résultats entre CPLEX et F&R

3.3.4 Présentation de l'Algorithme Génétique (AG)

Étant donné la complexité (NP-difficile) du problème de lot-sizing dans les structures complexes notamment de type flow-shop, de nombreux auteurs tels que [Kimms 99], [Hainan 09] et [Babaei 14] ont eu recours à des algorithmes génétiques pour résoudre ce type de problème.

Cette métaheuristique est inspirée du processus d'évolution naturelle. Elle commence d'une population initiale composée d'un ensemble d'individus dont chacun a sa propre valeur de fitness (qui mesure son adaptation à l'environnement). La seconde génération est obtenue après avoir sélectionné les individus représentant les parents et avoir effectué des opérations de croisement et mutation, générant ainsi des enfants.

Cet algorithme est utilisé pour résoudre différents autres types de problèmes tel que les problèmes de sac à dos (Changdar *et al.* [Changdar 15]), les problèmes de localisations et de tournées (Derbel *et al.* [Derbel 12]) et les problèmes d'ordonnement dans les systèmes de production comme ceux de type flow-shop (Trabelsi *et al.* [Trabelsi 12]).

Nous présentons dans ce qui suit une description détaillée de cet algorithme (figure 3.21).

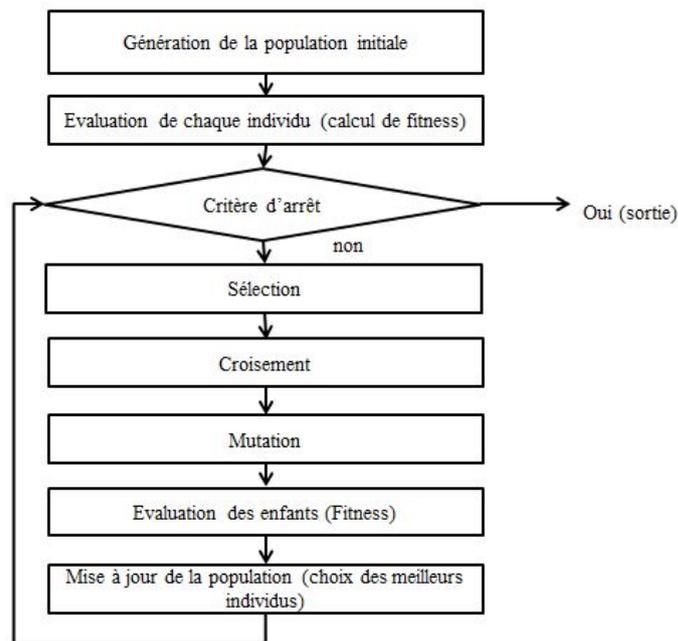


FIGURE 3.21: Description du principe de l'algorithme génétique

3.3.4.1 Population initiale et représentation des chromosomes

Chaque instance est définie par un nombre de machines M et un nombre de périodes T . Soit p_{size} la taille de population initiale composée de chromosomes dont, chacun, est représenté par $(M \cdot T)$ gènes.

Un simple exemple de chromosome pour $M = 3$ et $T = 4$ est représenté dans la figure 3.22. Il contient 12 gènes dont chacun représente le nombre de pièces produites par la machine m pendant la période t . Prenant comme exemple la première case du chromosome où $x_{1,1}$ représente la quantité produite par la machine $m = 1$ pendant la période $t = 1$. La dernière case ($x_{3,4}$) correspond à la quantité produite par la machine $m = 3$ pendant la période $t = 4$.

Afin de créer de la diversité, deux types de solutions ont été générées dans la population initiale.

Le premier type est constitué de solutions sans chevauchement au niveau du fonctionnement des machines et le deuxième type regroupe des solutions avec chevauchement. Cette combinaison permet une meilleure qualité de solution.

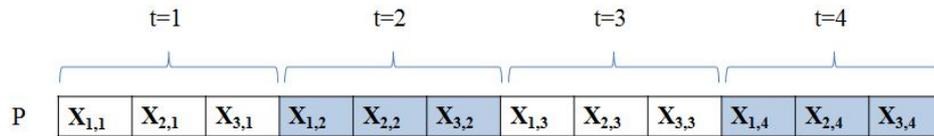


FIGURE 3.22: Représentation de chromosome avec 3 machines et 4 périodes

3.3.4.2 Evaluation de la solution "Fitness"

Afin d'évaluer la qualité des solutions des individus (chromosomes), on calcule la fonction objectif de chacun (Fitness) (équation 2.1).

3.3.4.3 Opérateur de sélection

Cette étape permet aux individus les plus adaptés de gagner la compétition de la reproduction et la disparition des moins adaptés. Nous avons recours à deux opérateurs qui sont le tournoi "tournament" et la roue de loterie biaisée "roulette wheel".

Cette étape est appliquée afin de choisir les individus pour effectuer les opérations de croisement et de mutation.

La première méthode consiste à tirer (avec remise) deux individus aléatoirement de la population et choisir le meilleur des deux qui va être présent dans la nouvelle génération. Pour un problème de maximisation (minimisation), l'individu avec la fitness la plus élevée (petite) sera sélectionné. Cette procédure est répétée jusqu'à ce que la nouvelle génération soit complète.

En ce qui concerne la méthode de la roue de loterie biaisée, chaque individu a la

possibilité d'être sélectionné en fonction de sa performance. Dans ce cas, les individus les plus adaptés au problème ont plus de chance d'être sélectionnés. Le principe de cette méthode consiste à attribuer un secteur de la roue dont l'angle est proportionnel à son adaptation (fitness). Un exemple, avec quatre individus, est représenté dans la figure 3.23. Pour cet exemple, en tournant la roulette, l'individu 1 a plus de chance d'être sélectionné. Ensuite, les individus 3 et 4 ont autant de chance d'être sélectionnés. L'individu 2 possède le moins de chance d'être sélectionné.

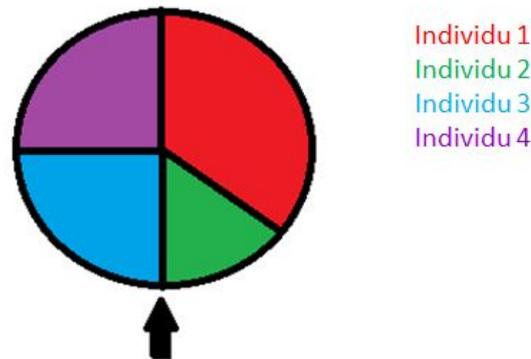


FIGURE 3.23: Principe de la méthode de sélection de la loterie biaisée

3.3.4.4 Opérateur de croisement

Après avoir terminé la procédure de sélection, on fait reproduire les individus entre eux en appliquant l'opérateur de croisement selon une probabilité p_c . Cet opérateur permet de créer de nouveaux individus en échangeant de l'information entre les deux chromosomes. Deux méthodes de croisement ont été testées : croisement en un point et croisement en deux points.

Le premier type d'opérateur (un point) consiste à choisir aléatoirement un point de coupure. Les deux fragments situés après ce point sont échangés pour donner deux nouveaux individus (figure 3.24).

Pour le deuxième type d'opérateur (deux points), on choisit aléatoirement deux points de coupure et on échange les fragments situés entre ces deux points (figure 3.25).

Les individus de la nouvelle génération ne sont pas nécessairement réalisables, d'où la nécessité de mettre en place une procédure de correction. Nous avons proposé une procédure composée de trois étapes.

En ce qui concerne la première étape, commençant du (premier) point de coupure et allant de la dernière machine ($m = M$) à la première machine ($m = 1$), on vérifie

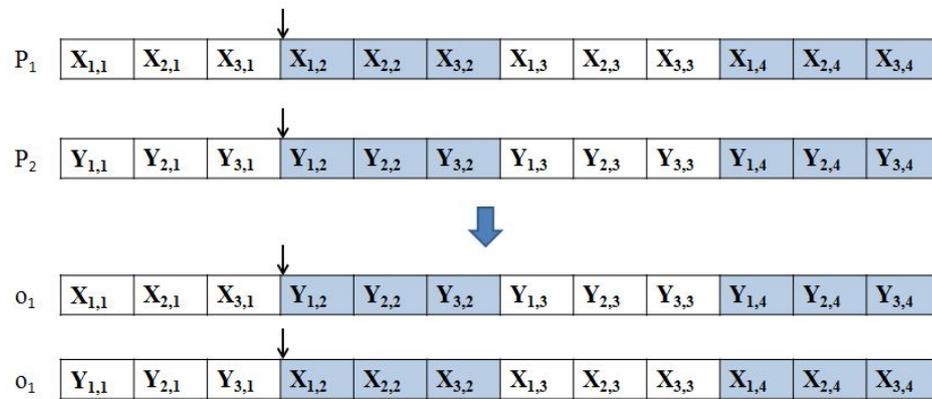


FIGURE 3.24: Opérateur de croisement en 1 point

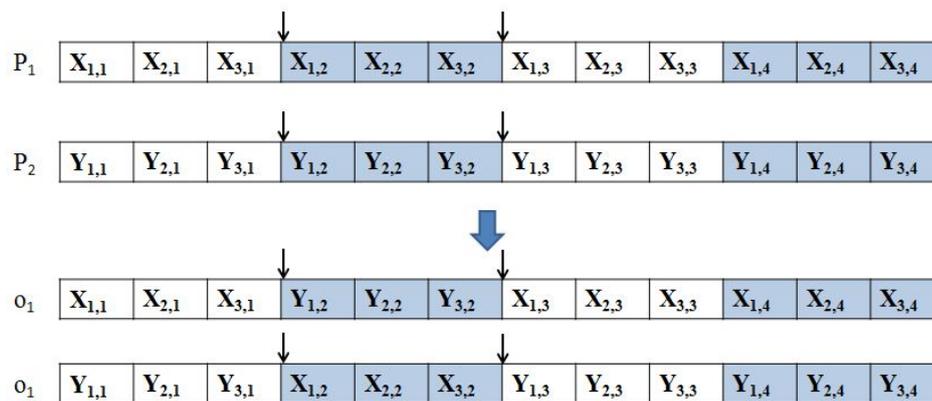


FIGURE 3.25: Opérateur de croisement en 2 points

la satisfaction de la demande. Si la demande de la période t n'est pas satisfaite, on pourrait considérer deux cas possibles :

- Si la quantité manquante est inférieure au nombre de pièces produites pendant les périodes qui suivent ($\sum_{k=1}^t (d_k - x_{m,k}) \leq \sum_{k=t+1}^T x_{m,k}$) alors :
La quantité qui manque est déplacée des périodes k ($k > t$) aux périodes r ($r \leq t$), en respectant les contraintes et jusqu'à satisfaire la demande.
- Si la quantité manquante est supérieure au nombre de pièces produites pendant les périodes qui suivent ($\sum_{k=1}^t (d_k - x_{m,k}) > \sum_{k=t+1}^T x_{m,k}$) alors :
La solution est corrigée en ajoutant la quantité qui manque à la période concernée.

Cette procédure est répétée jusqu'à atteindre la dernière période.

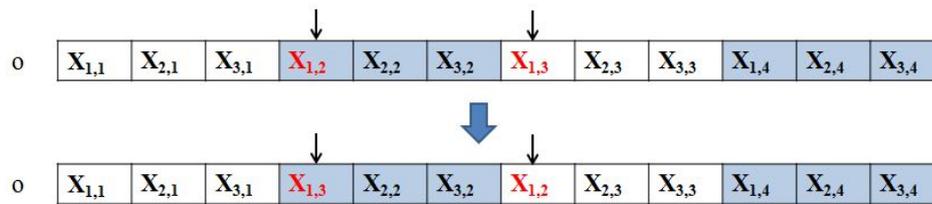
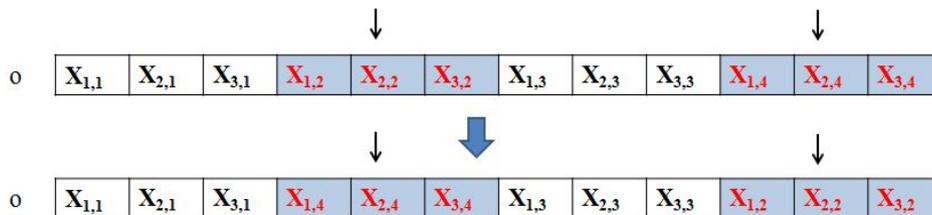
La seconde étape consiste à vérifier l'égalité entre la demande totale et la quantité totale produite par la première machine tout au long de l'horizon. Dans le cas où cette quantité est supérieure à la demande totale, la solution est réparée en supprimant la quantité en surplus (allant de la dernière à la première période).

La dernière étape consiste à vérifier les contraintes de précédence. Commencant de la deuxième machine ($m = 2$) de la période du (premier) point de coupe et allant à la dernière machine ($m = M$), on vérifie le respect des contraintes de précédence. Pour une période t , si cette condition n'est pas satisfaite alors la solution est réparée en déplaçant la quantité manquante (quantité entre celle produite par la machine m et $m + 1$) des périodes k ($k > t$) aux périodes précédentes ($k \leq t$). Cette procédure est répétée jusqu'à atteindre la dernière période.

3.3.4.5 Opérateur de mutation

Après avoir terminé l'opération de croisement et afin de maintenir une diversité dans les générations successives, l'opérateur de mutation joue le rôle d'un élément perturbateur. Avec une certaine probabilité p_m , une modification aléatoire sur un ou plusieurs composants du chromosome prend place. Dans cette partie, deux opérateurs de mutation ont été proposés.

Le premier opérateur consiste à choisir aléatoirement une machine et deux périodes et changer leurs productions (genes swap) (figure 3.26). Le deuxième consiste à choisir aléatoirement deux périodes et les échanger (periods swap) (figure 3.27). Les individus obtenus ne sont donc pas forcément faisables. On vérifie la satisfaction des contraintes de puissance limite et des durées. Dans le cas où ces contraintes sont bien respectées, on passe à la vérification de la satisfaction de la demande et le respect de la relation de précédence. La même procédure de correction, adressée après l'opération de croisement, est appliquée quand nécessaire.

FIGURE 3.26: 1^{er} opérateur de mutationFIGURE 3.27: 2^{ème} opérateur de mutation

3.3.4.6 Mise à jour de la population

Après avoir terminé les opérations de croisement et de mutation, chaque couple de parent reproduit donc deux enfants. La taille de la nouvelle population élargie est égale à $2 \cdot p_{size}$. Les chromosomes sélectionnés pour représenter la nouvelle génération sont les meilleurs p_{size} en termes de fitness (Babaei *et al.* [Babaei 14]).

3.3.4.7 Critère d'arrêt

Afin de donner les mêmes conditions que l'heuristique Fix-and-Relax, le même temps de résolution limite est définie. Ainsi, la solution est obtenue au bout de cette durée.

3.3.4.8 Choix des paramètres

Dans le but de choisir la meilleure combinaison de paramètres, nous avons effectué, sur un échantillon d'instances, 256 scénarii telle que :

- Opérateurs de sélection : tournoi "tournament" et la roue de loterie biaisée "roulette wheel" ;
- Opérateurs de croisement : un point et deux points de coupure ;
- Probabilités de croisement : 0.7 et 0.8 ;
- Opérateurs de mutation : échange de gènes (genes swap) et échange de périodes (period swap) ;
- Probabilités de mutation : 0.2 et 0.3 ;
- Taille de la population : 50, 100, 200 et 300 ;
- Recherche locale : non, oui (après la génération de la population initiale, l'heuristique *HBM*T est appliquée sur la première partie de la population (sans

chevauchements). Les mouvements Move 5 et Move 6 sont appliqués sur la deuxième partie de la population initiale (avec possibilité d'avoir de chevauchements entre le fonctionnement des machines)).

Après avoir testé ces différentes combinaisons, et de point de vue qualité des solutions obtenues, les paramètres sélectionnés sont :

- Opérateur de sélection : tournoi "tournament" ;
- Opérateur de croisement : deux points de coupure ;
- Probabilité de croisement : 0.8 ;
- Opérateur de mutation : échange de périodes (period swap) ;
- Probabilité de mutation : 0.2 ;
- Taille de la population : 200 ;
- Recherche locale : oui.

3.3.5 Résultats

Dans cette partie, nous présentons les résultats des expérimentations numériques pour ces deux dernières méthodes (F&R et AG). Nous nous intéressons aux instances résolues à l'optimalité par CPLEX.

A partir du tableau 3.9, qui représente les résultats obtenus par les deux méthodes approchées pour la première étude de cas (où les différentes données suivent des lois uniformes), l'algorithme génétique permet d'obtenir, en moyenne, des solutions meilleures que celles obtenues par l'heuristique Fix-and-Relax. Cette amélioration est à l'ordre de 1%. Ces gaps sont comparés aux solutions optimales trouvées par le solveur commercial CPLEX au bout d'une heure de résolution.

De même pour la deuxième étude de cas (cas particulier avec une succession de périodes ON-OFF) (tableau 3.10), l'AG a les mêmes performances que l'heuristique F&R. Ces gaps sont à l'ordre de 5.88% pour l'heuristique F&R contre 5.64% pour l'AG.

Dans la section suivante, nous allons comparer les résultats obtenus par les différentes méthodes approchées pour les instances non résolues à l'optimalité par le solveur CPLEX au bout d'une heure.

3.4 Comparaison des différentes méthodes de résolution

En ce qui concerne les instances dont le solveur CPLEX n'arrive pas à trouver les solutions optimales au bout d'une heure de résolution, les tableaux 3.11 et 3.12 présentent le nombre d'instances non résolues à l'optimalité par CPLEX et le nombre de meilleures instances trouvées par chaque méthode approchée. Prenant comme exemple le problème de taille (5,10) dans le tableau 3.11. Dans ce cas, une seule instance à un CPU supérieur à 1 heure pour CPLEX. L'heuristique F&R, pour cette taille de problème, obtient la meilleure solution par rapport aux autres

Taille du problème (M,T)	$GAP_{F\&R}(\%)$	$GAP_{AG}(\%)$
(3,3)	0.00	1.11
(5,3)	0.00	5.72
(3,5)	0.18	2.21
(5,5)	5.83	1.63
(7,5)	9.78	7.49
(5,7)	3.91	7.93
(7,7)	10.18	2.38
(10,5)	10.95	4.32
(5,10)	3.10	7.30
(10,7)	14.64	4.28
(7,10)	5.58	8.51
Gap moyen	5.83	4.80

TABLEAU 3.9: 1 ère étude cas : Résultats du F&R et AG

Taille du problème (M,T)	$GAP_{F\&R}(\%)$	$GAP_{AG}(\%)$
(3,3)	0.00	0.00
(5,3)	0.00	0.00
(3,5)	2.25	1.28
(5,5)	2.63	0.00
(7,5)	7.37	1.96
(5,7)	6.92	3.20
(7,7)	1.47	4.55
(10,5)	10.13	3.23
(5,10)	0.92	2.32
(10,7)	6.35	10.44
(7,10)	3.08	9.01
(10,10)	16.99	10.39
(15,10)	3.36	15.43
(10,15)	20.94	17.25
Gap moyen	5.88	5.64

TABLEAU 3.10: 2 ème étude de cas : Résultats du F&R et AG

méthodes proposées. En choisissant comme deuxième exemple l'instance (15,10) dans le tableau 3.12, l'heuristique *MSHBMT* obtient 2 meilleures solutions alors que l'heuristique F&R obtient 1 meilleure solution. Notons que, le premier tableau (tableau 3.11) s'intéresse à la première étude de cas alors que le deuxième tableau (tableau 3.12) s'intéresse à la deuxième étude de cas.

A partir de ces tableaux, on remarque que, de point de vu nombre de meilleures solutions, l'heuristique F&R occupe la première place avec un nombre de meilleures solutions égale à 18/38. La deuxième place est prise par l'heuristique *MSHBMT* avec 12/38 meilleures solutions. Ensuite, nous avons l'algorithme génétique avec 8/38 meilleures solutions et finalement l'heuristique *HBMT* sans meilleures solutions.

Dans les tableaux 3.13 et 3.14, nous présentons les temps de calcul de chaque méthode pour les instances avec un CPU_{CPLX} supérieur à une heure.

Par la suite, nous comparons les résultats obtenus par les différentes heuristiques dans les tableaux 3.15 et 3.16, pour le premier et deuxième cas respectivement. Les tirées représentent les méthodes de références. Prenons comme exemple la taille du problème (10,7) du tableau 3.15. Pour cette taille de problème, la meilleure méthode est l'heuristique F&R. Les autres méthodes ont des gaps de 2.24%, 15.88% et 6.63% entre l'heuristique F&R, d'une part, et l'AG, la *HBMT* et la *MSHBMT* respectivement d'autre part.

On remarque, à partir de ces tableaux, que la méthode F&R occupe la première place en termes de références suivie par la *MSHBMT*. La troisième place est prise par l'AG et finalement la dernière place est occupée par la *HBMT*.

Taille du problème (M,T)	Nombre de problèmes $CPU_{CPLEX} > 1h$	Meilleures solutions pour HBMT	Meilleures solutions pour MSHBMT	Meilleures solutions pour F&R	Meilleures solutions pour AG
(5, 10)	1	0/5	0/5	1/5	0/5
(10, 7)	2	0/5	0/5	2/5	0/5
(7, 10)	2	0/5	0/5	2/5	0/5
(10, 10)	5	0/5	1/5	4/5	0/5
(15, 10)	5	0/5	3/5	2/5	0/5
(10, 15)	5	0/5	1/5	3/5	1/5
(15, 15)	5	0/5	1/5	1/5	3/5

TABLEAU 3.11: 1 ère étude de cas : Nombre de meilleures solutions obtenues par chaque heuristique pour les instances dont le CPLEX n'arrive pas à les résoudre avant 1 heure

Taille du problème (M,T)	Nombre de problèmes $CPU_{CPLEX} > 1h$	Meilleures solutions pour HBMT	Meilleures solutions pour MSHBMT	Meilleures solutions pour F&R	Meilleures solutions pour AG
(10, 10)	1	0/5	0/5	0/5	1/5
(15, 10)	3	0/5	2/5	1/5	0/5
(10, 15)	4	0/5	0/5	2/5	2/5
(15, 15)	5	0/5	4/5	0/5	1/5

TABLEAU 3.12: 2 ème étude de cas : Nombre de meilleures solutions obtenues par chaque heuristique pour les instances dont le CPLEX n'arrive pas à les résoudre avant 1 heure

Taille du problème (M,T)	Nombre de problèmes $CPU_{CPLX} > 1h$	CPU_{HBMT} (s)	CPU_{MSHBM} (s)	$CPU_{F\&R}$ (s)	CPU_{AG} (s)
(5, 10)	1	1	67	8	180
(10, 7)	2	1	150	22	120
(7, 10)	2	1	222	24	180
(10, 10)	5	2	491	62	180
(15, 10)	5	2	736	111	180
(10, 15)	5	2	1048	220	300
(15, 15)	5	3	1520	290	300

TABLEAU 3.13: 1 ère étude de cas : Temps de résolution des heuristique pour les instances dont le CPLEX n'arrive pas à les résoudre avant 1 heure

Taille du problème (M,T)	Nombre de problèmes $CPU_{CPLX} > 1h$	CPU_{HBMT} (s)	CPU_{MSHBM} (s)	$CPU_{F\&R}$ (s)	CPU_{AG} (s)
(10, 10)	1	2	398	30	180
(15, 10)	3	2	827	157	180
(10, 15)	4	2	994	248	300
(15, 15)	5	3	1440	282	300

TABLEAU 3.14: 2 ème étude de cas : Temps de résolution des heuristique pour les instances dont le CPLEX n'arrive pas à les résoudre avant 1 heure

Taille du problème (M,T)	Nombre de problèmes $CPU_{Cplex} > 1h$	GAP_{HBMT} (%)	GAP_{MSHBMT} (%)	$GAP_{F&R}$ (%)	GAP_{AG} (%)
(5, 10)	1	5.68	5.68	-	5.68
(10, 7)	2	15.88	6.63	-	2.24
(7, 10)	2	12.91	11.89	-	10.17
(10, 10)	5	21.03	11.52	-	11.13
(15, 10)	5	12.41	-	7.58	5.71
(10, 15)	5	15.35	7.46	-	8.28
(15, 15)	5	2.28	-	3.03	1.07

TABLEAU 3.15: 1 ère étude de cas : Comparaison des résultats entre les différentes heuristiques pour les instances dont le CPLEX n'arrive pas à les résoudre avant 1 heure

Taille du problème (M,T)	Nombre de problèmes $CPU_{Cplex} > 1h$	GAP_{HBMT} (%)	GAP_{MSHBMT} (%)	$GAP_{F&R}$ (%)	GAP_{AG} (%)
(10, 10)	1	7.88	7.88	3.43	-
(15, 10)	3	0.51	-	14.96	8.68
(10, 15)	4	15.11	5.77	6.45	-
(15, 15)	5	7.87	-	15.06	9.16

TABLEAU 3.16: 2 ème étude de cas : Comparaison des résultats entre les différentes heuristiques pour les instances dont le CPLEX n'arrive pas à les résoudre avant 1 heure

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, des méthodes approchées ont été développées afin de résoudre le problème de lot-sizing à capacité finie, dans le système de type flow-shop, avec considérations énergétiques et dans le cas mono-produit. Les deux premières méthodes sont des heuristiques dédiées et les deux autres sont de type Fix-and-Relax et un algorithme génétique.

Les méthodes proposées permettent de trouver des solutions de bonne qualité dans un temps réduit. Ayant comme critères la qualité des solutions, d'une part, et le temps de résolution, d'autre part, les trois dernières méthodes sont les plus adaptées aux problèmes générés.

Dans le chapitre suivant, un cas général sera étudié où plusieurs produits sont considérés.

Publications

Les travaux présentés dans ce chapitre ont fait l'objet des publications suivantes :

- **O. Masmoudi**, A. Yalaoui, Y. Ouazene and H. Chehade, "*Lot-sizing in a multi-stage flow line production system with energy consideration*", International Journal of Production Research, pages 1-24, 2016, doi 10.1080/00207543.2016.1206670.
- **O. Masmoudi**, A. Yalaoui, Y. Ouazene and H. Chehade, "*Solving a capacitated flow-shop problem with minimizing total energy costs*", Advanced Manufacturing Technology, (soumis, 2016).
- **O. Masmoudi**, A. Yalaoui, Y. Ouazene and H. Chehade, "*Energy based capacitated lot-sizing problem in a flow-shop system.*", International Conference on Green Supply Chain GSC'2016, 2016.
- **O. Masmoudi**, A. Yalaoui, Y. Ouazene and H. Chehade, "*A lot-sizing problem in a flow-shop system with various energy sources*", EURO2016, 2016.
- **O. Masmoudi**, A. Yalaoui, Y. Ouazene and H. Chehade, "*Planification sous contraintes énergétiques d'une ligne de production : modélisation et méthodes de résolution*", 17ème congrès annuel de la société française de la recherche opérationnelle et d'aide à la décision, Compiègne, 2016.
- **O. Masmoudi**, A. Yalaoui, Y. Ouazene and H. Chehade, "*A multi-level capacitated lot-sizing problem with energy consideration*", Industrial Engineering and Systems Management (IESM), International conference on, 1352 – 1359, 2015, doi 10.1109/IESM.2015.7380327
- **O. Masmoudi**, A. Yalaoui, Y. Ouazene and H. Chehade, "*Approximating method for solving a flow-shop lot-sizing problem with energy consideration*", 11th Metaheuristics International Conference, MIC 2015.

Cas multi-produits : modélisation et résolution

4

Sommaire

4.1	Introduction	81
4.2	État de l'art	82
4.3	Formulation du modèle mathématique	82
4.3.1	Notations	83
4.3.2	Hypothèses	84
4.3.3	Modèle mathématique	84
4.4	Exemples illustratifs	86
4.5	Résolution approchée du modèle	90
4.6	Conclusion	98

4.1 Introduction

Dans les chapitres précédents, nous avons formalisé et proposé un modèle et des méthodes de résolution pour le problème de lot-sizing dans un système de type flow-shop, sous contraintes énergétiques, dans le cas mono produit. Ces résultats permettent d'appréhender la répartition de la charge sans distinction des types de produits. Sur un horizon plus court, il convient de faire la distinction entre les différentes références et donc de s'intéresser au cas multi-produits. L'objectif de ce chapitre est donc de généraliser la modélisation pour trouver ce cas de figure.

Nous commençons ce chapitre par une présentation d'une synthèse des travaux existant de la littérature qui proposent les problèmes de dimensionnement de lots à plusieurs niveaux et plusieurs produits.

Dans une seconde partie, nous décrivons les différentes caractéristiques du problème traité, les notations utilisées ainsi que la formulation mathématique.

Afin de mettre en valeur l'impact de l'intégration de l'aspect énergétique pour ce type de problème, nous présentons par la suite des exemples illustratifs.

La partie suivante est dédiée à la présentation de la méthode approchée proposée pour la résolution de ce type de problème, suivie par des expérimentations numériques.

Nous terminons ce chapitre par des conclusions.

4.2 État de l'art

La planification de la production et l'ordonnancement ont une influence considérable sur la productivité des systèmes de production. Ce problème intègre les niveaux de décision tactique (moyen terme) et opérationnel (court terme).

Dans cette partie nous nous intéressons à des problèmes de production par lots et à leur séquençement, pour les systèmes de type flow-shop.

[Babaei 14] et [Mohammadi 10] ont proposé un modèle traitant le problème de lot-sizing à capacité finie et à plusieurs types de produits. Cette modélisation est destinée aux systèmes de type flow-shop. L'objectif de ce modèle consiste à minimiser les coûts de setup (temps de changement de série), de stockage, de production et de non satisfaction de la demande. Afin de résoudre ce problème, les auteurs ont proposé un algorithme génétique. Cette méthode approchée a été évaluée, entre autres, avec une borne inférieure. Pour ce même problème, [Mohammadi 08] ont proposé deux heuristiques qui sont de type "RH" et "F&R".

[Ramezani 13] se sont intéressés au problème de lot-sizing à capacité finie avec contraintes de disponibilité. Un MIP a été proposé. L'objectif est de minimiser les coûts de production, de stockage, et de changement de série (setup). Trois heuristiques, basées sur le glissement d'horizon, ont été développées.

[Mortezaei 13] ont proposé un MIP pour les problèmes de lot-sizing dans les systèmes de type flow-shop, ayant comme objectif la minimisation des coûts de production, de stockage et de date de fin de traitement. Les auteurs ont eu recours au solveur LINGO pour la résolution du problème.

De même, pour ce type de problème, [Sahling 09] ont développé un MIP dont la fonction objectif consiste à minimiser les coûts de setup (lancement), de stockage et de temps de traitement additionnel. Une heuristique de type Fix-and-Optimize est utilisée pour la résolution.

[Kimms 99] a développé un modèle qui s'intéresse au problème défini dont l'objectif est de minimiser les coûts de lancement et de stockage. Un algorithme génétique a été proposé pour la résolution.

Pour plus de références sur ce type de problème, le lecteur peut se référer à la revue de 2016 de Copil *et al.* [Copil 16].

4.3 Formulation du modèle mathématique

Dans cette partie, nous étudions le problème de lot-sizing pour les systèmes de type flow-shop sous contraintes énergétiques dans le cas multi-produits.

Le système de production est représenté sous forme d'une ligne de production composée de M machines fiables séparées par M zones de stockage à capacité infinie. L'horizon de planification est décomposé en T périodes dont chacune est caractérisée par une demande par produit, un coût électrique, un coût de puissance

et une puissance limite. On dispose de N types de produits.

L'objectif est de déterminer simultanément les quantités à produire par chaque machine, pour chaque type de produit, à chaque période, d'une part, et le séquençement des tâches, d'autre part, dans chaque période.

4.3.1 Notations

Afin de décrire le modèle mathématique proposé, nous utilisons les notations suivantes :

Les indices :

j, i : Indices de produits.

m, r : Indices de machines.

t : Indice de périodes.

Les paramètres :

N : Nombre de produits.

M : Nombre de machines.

T : Nombre de périodes.

ϕ_m : Puissance de la machine m .

Co_t : Prix de l'électricité pendant la période t .

$p_{j,m}$: Temps de traitement de la machine m pour produire une unité de j .

h_j : Coût unitaire de stockage du produit j par période.

$w_{i,j,m}$: Coût du changement de production du produit i au produit j sur la machine m .

$ST_{i,j,m}$: Durée engendrée par le changement de production du produit i au produit j sur la machine m .

$d_{j,t}$: Demande du produit j à la période t .

L_t : Durée de la période t .

BM : Un grand nombre.

θ_t : Prix de la puissance à la période t .

α_t : Puissance maximale autorisée à la période t .

$\psi_{j,m,t} = \phi_m \cdot p_{j,m} \cdot Co_t$: Coût unitaire de la consommation électrique pour produire une unité de j sur la machine m à la période t .

Les variables :

$x_{j,m,t}$: Quantité produite en produit j sur la machine m à la période t .

$I_{j,m,t}$: Stock en produit j à la sortie de la machine m à la fin de la période t .

$C_{j,m,t}$: Temps de fin de traitement du produit j sur la machine m à la période t .

$z_{j,m,t}$: Variable binaire, égale à 1 si $x_{j,m,t} > 0$, 0 sinon.

$y_{i,j,m,t}$: Variable binaire, égale à 1 si le changement de la production sur la machine m à la période t est du produit i au produit j , 0 sinon.

E_t^{max} : Puissance maximale demandée par le système pendant la période t .

$v_{j,m,t}$: Variable binaire, égale à 1 si la quantité $x_{j,m,t}$ est disponible à l'entrée de la machine m au début de la période t , 0 sinon.

$f_{i,j,m,r,t}$: Variable binaire, égale à 1 si $C_{j,r,t} > C_{i,m,t} - x_{i,m,t} \cdot p_{i,m}$, 0 sinon.

$g_{i,j,m,r,t}$: Variable binaire, égale à 1 si $C_{i,m,t} \geq C_{j,r,t}$, 0 sinon.

4.3.2 Hypothèses

Dans cette partie, nous rappelons les hypothèses prises en considération lors de la modélisation du problème.

- Plusieurs références peuvent être produites par période.
- Le système de production est de type flow-shop.
- Les décisions relatives au dimensionnement des lots et à leur séquençement sont menées simultanément.
- Les machines ont des capacités de production finies.
- Les demandes de chaque référence sont connues.
- Interaction verticale : Pour une référence j et à une période t , une machine m ne peut commencer à produire une quantité $x_{j,m,t}$ que si cette quantité existe déjà à la sortie de la machine $m - 1$.
- Une machine ne peut traiter deux produits à la fois simultanément.
- La puissance demandée par le système de production est liée à la puissance maximale nécessaire, qui ne doit pas dépasser une limite.

4.3.3 Modèle mathématique

Dans cette section, nous présentons le modèle mathématique pour le problème défini.

$$\begin{aligned} \text{Min } & \sum_{j=1}^N \sum_{m=1}^M \sum_{t=1}^T (\psi_{j,m,t} \cdot x_{j,m,t} + h_j \cdot I_{j,m,t}) + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{m=1}^M \sum_{t=1}^T (w_{i,j,m} \cdot y_{i,j,m,t}) \\ & + \sum_{t=1}^T \theta_t \cdot E_t^{\max} \end{aligned} \quad (4.1)$$

$$x_{j,M,t} + I_{j,M,t-1} = d_{j,t} + I_{j,M,t} \quad \forall t = 2, \dots, T; j = 1, \dots, N \quad (4.2)$$

$$x_{j,m,t} + I_{j,m,t-1} = I_{j,m,t} + x_{j,m+1,t} \quad \forall m = 1, \dots, M-1; t = 2, \dots, T; j = 1, \dots, N \quad (4.3)$$

$$x_{j,m,t} \leq z_{j,m,t} \cdot \sum_{\tau=t}^T d_{j,\tau} \quad \forall m = 1, \dots, M; t = 1, \dots, T; j = 1, \dots, N \quad (4.4)$$

$$\sum_{i=1, i \neq j}^N y_{i,j,m,t} \leq z_{j,m,t} \quad \forall m = 1, \dots, M; t = 1, \dots, T; j = 1, \dots, N \quad (4.5)$$

$$\sum_{i=1, i \neq j}^N y_{j,i,m,t} \leq z_{j,m,t} \quad \forall m = 1, \dots, M; t = 1, \dots, T; j = 1, \dots, N \quad (4.6)$$

$$\sum_{j=1}^N z_{j,m,t} - 1 \leq \sum_{i=1, i \neq j}^N \sum_{j=1}^N y_{i,j,m,t} \quad \forall m = 1, \dots, M; t = 1, \dots, T \quad (4.7)$$

$$\begin{aligned} C_{j,m,t} - x_{j,m,t} \cdot p_{j,m} &\geq C_{i,m,t} + ST_{i,j,m} \cdot y_{i,j,m,t} - BM \cdot (1 - y_{i,j,m,t}) \\ \forall i, j &= 1, \dots, N, i \neq j; m = 1, \dots, M; t = 1, \dots, T \end{aligned} \quad (4.8)$$

$$I_{j,m-1,t-1} \leq x_{j,m,t} + BM \cdot v_{j,m,t} - 1 \quad \forall m = 2, \dots, M; t = 2, \dots, T; j = 1, \dots, N \quad (4.9)$$

$$x_{j,m,t} \leq I_{j,m-1,t-1} + BM \cdot (1 - v_{j,m,t}) \quad \forall m = 2, \dots, M; t = 2, \dots, T; j = 1, \dots, N \quad (4.10)$$

$$\begin{aligned} C_{j,m,t} - x_{j,m,t} \cdot p_{j,m} &\geq C_{j,m-1,t} - x_{j,m-1,t} \cdot p_{j,m-1} + (x_{j,m,t} - I_{j,m-1,t-1}) \cdot p_{j,m-1} \\ &- BM \cdot v_{j,m,t} \quad \forall m = 2, \dots, M; t = 2, \dots, T; j = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (4.11)$$

$$\begin{aligned} C_{j,m,1} - x_{j,m,1} \cdot p_{j,m} &\geq C_{j,m-1,1} - x_{j,m-1,1} \cdot p_{j,m-1} + x_{j,m,1} \cdot p_{j,m-1} \\ \forall m &= 2, \dots, M; j = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (4.12)$$

$$\begin{aligned} C_{j,r,t} - C_{i,m,t} + x_{i,m,t} \cdot p_{i,m} &\leq BM \cdot f_{i,j,m,r,t} \\ \forall m, r &= 1, \dots, M, r \neq m; t = 1, \dots, T; i, j = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (4.13)$$

$$C_{i,m,t} - C_{j,r,t} \leq BM \cdot g_{i,j,m,r,t} - 1 \quad \forall m, r = 1, \dots, M, r \neq m; t = 1, \dots, T; i, j = 1, \dots, N \quad (4.14)$$

$$\begin{aligned} E_t^{max} &\geq \phi_m \cdot z_{j,m,t} + \sum_{r=1, r \neq m}^M (f_{i,j,m,r,t} + g_{i,j,m,r,t} - 1) \cdot \phi_r \\ \forall m &= 1, \dots, M; t = 1, \dots, T; i, j = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (4.15)$$

$$E_t^{max} \leq \alpha_t \quad \forall t = 1, \dots, T \quad (4.16)$$

$$y_{i,j,m,t} = y_{i,j,m+1,t} \quad \forall m = 1, \dots, M-1; t = 1, \dots, T; j = 1, \dots, N \quad (4.17)$$

$$I_{j,m,1} = x_{j,m,1} - x_{j,m+1,1} \quad \forall m = 1, \dots, M-1; j = 1, \dots, N \quad (4.18)$$

$$I_{j,M,1} = x_{j,M,1} - d_{j,1} \quad \forall j = 1, \dots, N \quad (4.19)$$

$$C_{1,1,1} - x_{1,1,1} \cdot p_{1,1} = 0 \quad (4.20)$$

$$C_{j,m,t} \leq L_t \quad \forall m = 1, \dots, M; t = 1, \dots, T; j = 1, \dots, N \quad (4.21)$$

$$f_{j,m,m,t} = g_{j,m,m,t} = 0 \quad \forall m = 1, \dots, M; t = 1, \dots, T; j = 1, \dots, N \quad (4.22)$$

$$x_{j,m,t}, I_{j,m,t}, C_{j,m,t} \text{ entier} \quad (4.23)$$

$$z_{j,m,t}, y_{i,j,m,t}, v_{j,m,t}, f_{i,j,m,r,t}, g_{i,j,m,r,t} \in \{0, 1\} \quad (4.24)$$

La fonction objectif (4.1) consiste à minimiser le coût de production composé des coûts électrique, stockage, changement de série et puissance demandée. Les équations (4.2) et (4.3) expriment la conservation des flux à travers l'horizon. La liaison entre l'état de la machine et la quantité produite pour une référence donnée est exprimée à travers la contrainte (4.4). Les contraintes (4.5) à (4.7) déterminent le séquençement des produits. La contrainte (4.8) permet de définir le passage de la production d'une référence à une autre, sur la même machine, en intégrant le temps de changement de référence. Les contraintes (4.9) et (4.10) permettent de vérifier l'existence ou pas (au début d'une période t) de la quantité de produit j qui va être traitée sur la machine m à la période correspondante t . L'interaction verticale est définie à travers les contraintes (4.11) et (4.12). L'existence ou pas de chevauchement entre le fonctionnement de deux machines m et r pendant une période t est traduite par les contraintes (4.13) et (4.14). La contrainte (4.15) détermine la puissance demandée par le système à la période t . La limitation de la puissance est introduite dans la contrainte (4.16). L'équation (4.17) traduit l'aspect de permutation où le séquençement des produits est le même sur toutes les machines par période. Dans ce cas, les machines ont le même séquençement des tâches. Les équations (4.18) à (4.21) représentent les conditions initiales. Dans le cas où $m=r$, l'identification de chevauchement est non considérée (équation (4.22)). La définition des variables est traduite par les équations (4.23) et (4.24).

4.4 Exemples illustratifs

Dans cette partie, nous présentons trois exemples avec 2 produits, 2 machines et 3 périodes.

Pour le premier exemple, l'aspect énergétique n'est pas considéré. Dans le deuxième exemple, nous l'intégrons dans le modèle. Le troisième diffère du précédent au niveau des limites de puissances autorisées. Les valeurs des différentes données sur les périodes sont reportées dans le tableau 4.1. En ce qui concerne les machines,

les paramètres sont reportés dans le tableau 4.2. Les temps de changement de série (setup) entre les différents types de produits sont donnés dans les tableaux 4.3 et 4.4 pour la première et la deuxième machine respectivement. Les coûts de changement de série sont indiqués dans les tableaux 4.5 et 4.6 pour la première et la deuxième machine respectivement. Les coûts de stockage sont égaux à 4\$ et 2\$ par pièce par période pour les produits 1 et 2 respectivement. Une succession de périodes *OFF* – *ON* est considérée, sachant que les périodes *ON* sont caractérisées par des coûts énergétiques plus élevés que ceux des périodes *OFF*.

période (t)	1	2	3
$d_{1,t}(\text{pieces})$	25	14	26
$d_{2,t}(\text{pieces})$	22	12	13
$L_t(\text{minutes})$	1080	360	1080
$\alpha_t(\text{KW})$	25	20	11
$Co_t(\$/\text{KWh})$	0.08	0.16	0.08
$\theta_t(\$/\text{KW})$	1	19.9	1

TABLEAU 4.1: Données relatives aux périodes pour l'instance (2, 2, 3).

machine	1	2
$\phi_m(\text{KW})$	10	10
$p_{1,m}(\text{minutes})$	9	9
$p_{2,m}(\text{minutes})$	10	9

TABLEAU 4.2: Données relatives aux machines pour l'instance (2, 2, 3).

i, j	1	2
1	0	83
2	68	0

TABLEAU 4.3: Temps de changement de série pour la première machine (minutes).

En ce qui concerne le premier exemple, la solution optimale obtenue par le solveur CPLEX est représentée dans la figure 4.1. On notera qu'à la première période, on commence par produire 39 pièces du premier produit puis 29 pièces du deuxième produit sur chacune des deux machines. On remarque l'existence de chevauchement entre le fonctionnement de ces deux machines pendant cette période.

i, j	1	2
1	0	56
2	76	0

TABLEAU 4.4: Les temps de changement de série pour la deuxième machine (minutes).

i, j	1	2
1	0	100
2	55	0

TABLEAU 4.5: Les coûts de changement de série pour la première machine (\$).

i, j	1	2
1	0	82
2	91	0

TABLEAU 4.6: Les coûts de changement de série pour la deuxième machine (\$).

La production du reste des demandes du deuxième type de produit a eu lieu pendant la deuxième période tandis que la production du reste du premier type de produit a eu lieu pendant la troisième période. Les temps de changement de série (d'un type de produit à un autre) sont représentés par les rectangles foncés. L'aspect énergétique n'est pas considéré dans cet exemple.

En prenant en considération l'aspect énergétique lors de la modélisation du problème, la solution optimale pour le deuxième exemple est représentée dans la figure 4.2. Dans ce cas, la limitation de puissance (α_t), le coût de l'électricité (Co_t) et le coût de puissance (θ_t), par période, sont pris en considération (tableau 4.1).

Pendant la première période, qui représente une période à faible coût d'électricité et de puissance, le système a tendance à produire le maximum. La première et la deuxième machine produisent la demande $d_{1,1} + d_{1,2} = 39$. La production des demandes du deuxième type de produit ($d_{2,1} + d_{2,2} = 34$) par les deux machines, a eu lieu pendant la première période.

Afin de respecter la relation de précedence, la deuxième machine commence à produire 39 pour le premier type de produit et 34 pour le deuxième type de produit après avoir fourni ces quantités à la sortie de la première machine. Étant donné que la puissance limite pour cette période est 25KW, il est plus intéressant de créer un chevauchement, entre le fonctionnement des deux machines, pendant cette première période que de l'éviter et en contre partie de ne pas produire pendant la deuxième période qui représente une période de pointe. Les quanti-

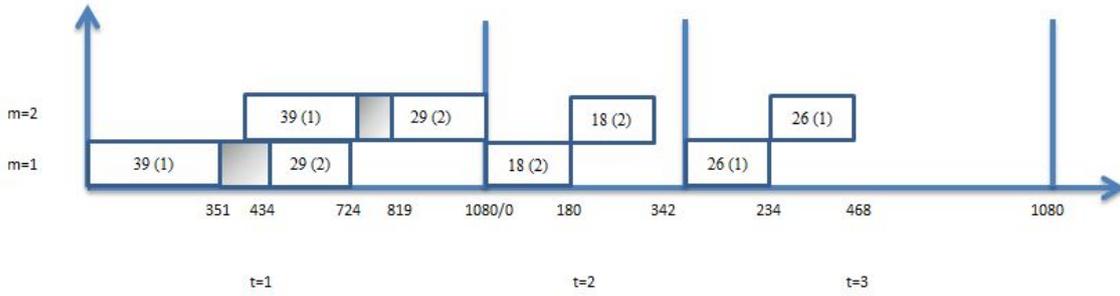


FIGURE 4.1: Diagramme de GANTT de la planification de production pour l’instance (2,2,3), sans considération de l’aspect énergétique (exemple 1)

tés restantes du premier et deuxième type de produit sont produites pendant la dernière période. Vu que le chevauchement n’est pas possible durant cette période ($\phi_1 + \phi_2 = 10 + 10 = 20 > 11KW$), la première machine commence par produire la demande de cette période du deuxième produit. De même pour la deuxième machine, elle commence à produire le deuxième puis le premier type de produit.

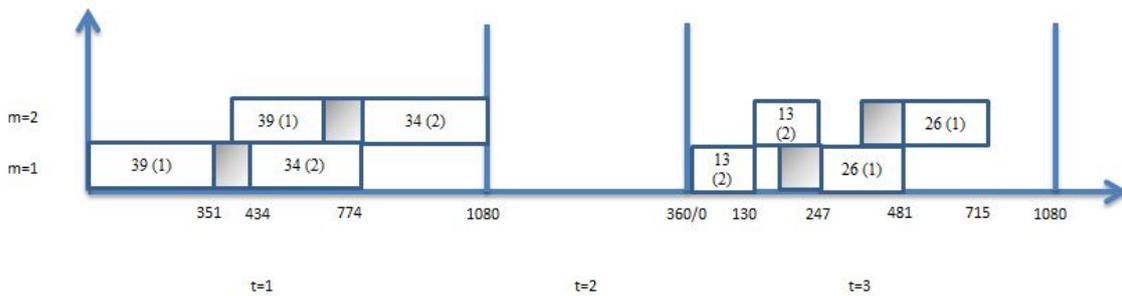


FIGURE 4.2: Diagramme de GANTT de la planification de production pour l’instance (2,2,3), avec considération de l’aspect énergétique (exemple 2)

La seule différence entre le deuxième et le troisième exemple se traduit par la limite de puissance pendant la première période (10KW au lieu de 25KW). Dans ce cas, le chevauchement entre le fonctionnement des deux machines n’est pas permis pendant cette période. La solution optimale est représentée dans la figure 4.3. Pendant la première période, la première machine produit la demande de cette période ($d_{1,1}$). Dès la fin de traitement de cette quantité, la deuxième machine commence son fonctionnement. En ce qui concerne le deuxième type de produit, le système produit la demande, de cette période, de ce type de produit plus une partie de la demande de la deuxième période ($d_{2,1} + 8 = 30$ pièces), étant donné que ce produit a un coût de stockage plus faible que le premier produit. Afin de satisfaire la demande pendant la deuxième période, la première machine commence par produire la quantité restante 4 pièces du deuxième type de produit. De même pour la deuxième machine. Par la suite, la demande de cette période ($d_{1,2}$) est produite par

le système (première puis deuxième machine). Pendant cette période, la solution montre le non intérêt de la création de chevauchements entre le fonctionnement des machines, car c'est une période de pointe. Les quantités restantes sont produites durant la dernière période. Les deux machines passent de la production du deuxième au premier type de produit sans créer de chevauchement.

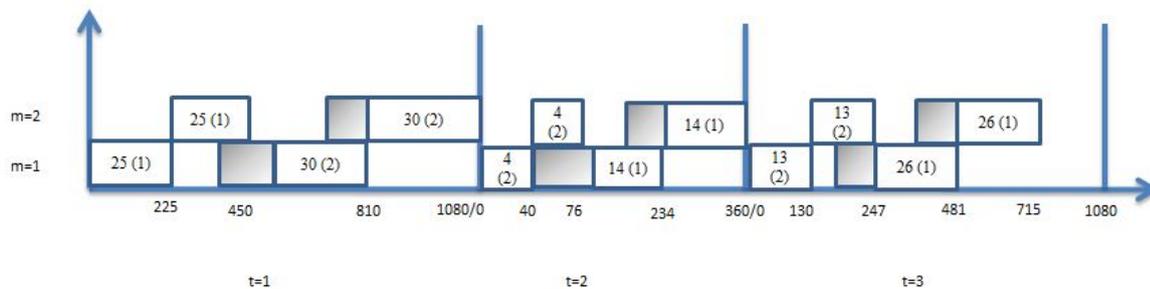


FIGURE 4.3: Diagramme de GANTT de la planification de production pour l'instance (2,2,3), avec considération de l'aspect énergétique (exemple 3)

4.5 Résolution approchée du modèle

Pour la résolution de ce type de problème, [Kimms 99], [Sun 09] et [Babaei 14] ont proposé des algorithmes génétiques.

Quatre méthodes basées sur les MIP (Mixed Integer Programming) ont été proposées par [Mohammadi 10]. Les deux premières sont basées sur la résolution périodique du problème. La résolution est assurée période par période. Les deux autres heuristiques sont basées sur la technique Fix-and-Relax. Le principe de cette méthode, comme décrite dans le troisième chapitre, est de parcourir l'horizon de planification jusqu'à atteindre la dernière période. Trois fenêtres sont présentes. La première est appelée fenêtre gelée où les variables binaires (de production et de séquençement) sont gelées. Dans la deuxième fenêtre, le modèle est considéré en totalité. Dans la dernière fenêtre, les contraintes sont relaxées.

Pour ce type de problème, [Mohammadi 08] ont proposé deux heuristiques qui sont de type "Rolling Horizon" et "Fix-and-Relax".

[Ramezani 13] ont traité le problème de lot-sizing à capacité finie avec contraintes de disponibilité. L'objectif est de minimiser les coûts de production, de stockage, et de changement de série (setup). Trois heuristiques, basées sur le glissement d'horizon, ont été développées.

Dans cette section, des tests sur des différentes instances sont présentés. Deux études de cas ont été considérées. Le premier cas représente un contexte général avec des paramètres générés aléatoirement. Ces derniers, inspirés des travaux de [Babaei 14], suivent des lois uniformes : $L_t \approx U(360, 1080) \cdot 60$ exprimé en secondes, $p_{j,m} \approx U(5, 10)$ exprimé en secondes, $h_j \approx U(1, 6)$ exprimé en \$ / pièce, $\phi_m \approx U(5,$

10) exprimé en KW, $w_{j,m,t} \approx U(50, 100)$ exprimé en \$, $ST_{i,j,m} \approx U(50, 100)$ exprimé en secondes et $d_{j,t} \approx U(0, cap_t)$ telle que cap_t représente une borne supérieure de la quantité qui peut être produite à la période t . Les autres paramètres énergétique, $Co_t \approx U(0.08, 0.16)$ exprimé en \$/KWh et $\theta_t \approx U(1, 19.8)$ exprimé en \$/KW.

Le deuxième cas représente un cas particulier inspiré des travaux de [Wang 13] où l'horizon est constitué d'une succession de périodes *OFF* – *ON*. Les périodes *OFF* ont une durées de 1080 minutes, un coût électrique égale à 0.08\$/KWh et un coût de puissance égale 1\$/KW. Les périodes *ON* (périodes de pointe) ont une durée de 360 minutes, un coût électrique égale à 0.16 \$/KWh et un coût de puissance égal à 19.8\$/KW. Les autres paramètres sont similaires au premier cas.

Étant donné que ce type de problème est prouvé NP-difficile ([Florian 80]), nous développons dans cette section une méthode approchée de type Fix-and-Relax (F&R).

C'est une méthode qui se compose de trois fenêtres (figure 4.4) :

- une fenêtre gelée (FG) où les variables binaires sont gelées ;
- une fenêtre de décision (FD) où le modèle est considéré en intégrité ;
- une fenêtre d'approximation (FA) où le modèle est relaxé (remplacer les variables binaires par des variables continues dans $[0, 1]$).

De même que le cas mono-produit, nous fixons les variables de setup $y_{i,j,m,t}$ (changement de série du produit i à j sur la machine m à la période t) et $z_{j,m,t}$ (traitement du produit j par la machine m à la période t) dans la FG.

Pour plus de descriptions, cette heuristique est détaillée dans le troisième chapitre.

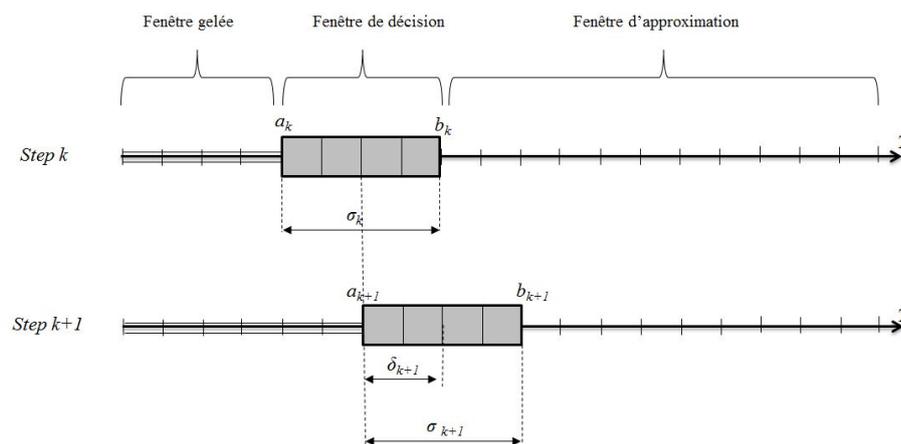


FIGURE 4.4: Principe de l'heuristique Fix-and-Relax

Afin d'évaluer les performances de cette heuristique, plusieurs instances ont été testées. Pour chaque taille de problème (N, M, T), où N représente le nombre de

produits, M représente le nombre de machines et T représente le nombre de périodes de l'horizon de planification, 5 différents scénarii ont été générés. Nous nous sommes limités à 1 heure pour la résolution des instances par le solveur commercial CPLEX 12.6 ([Ramezani 13]).

Afin de calibrer les paramètres de l'heuristique Fix-and-Relax, des tests d'analyse de sensibilité ont été effectués (figures 4.5, 4.6, 4.7 et 4.8).

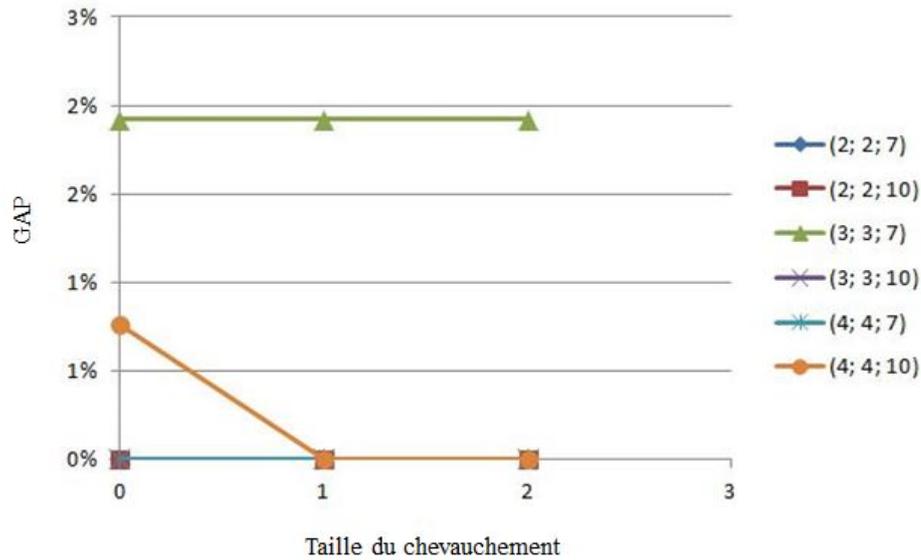


FIGURE 4.5: Variation du GAP en fonction de δ ($\sigma = 3$)

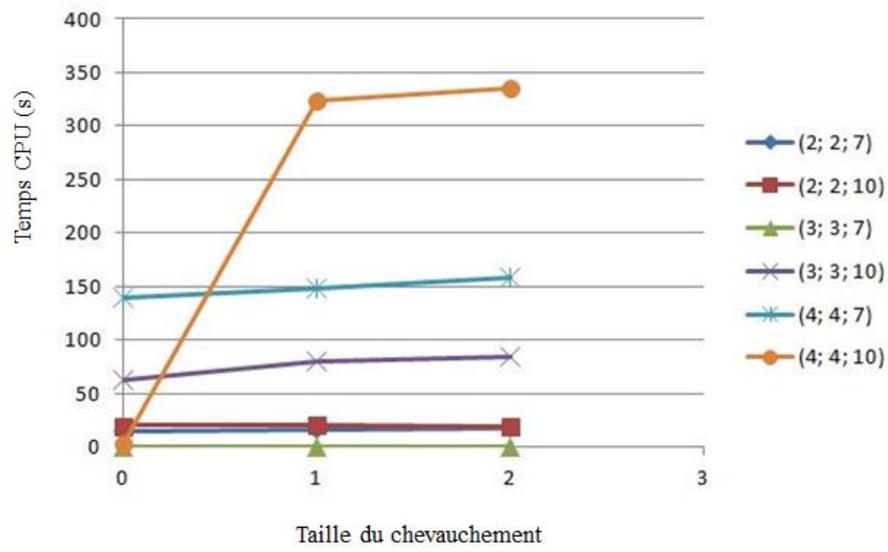
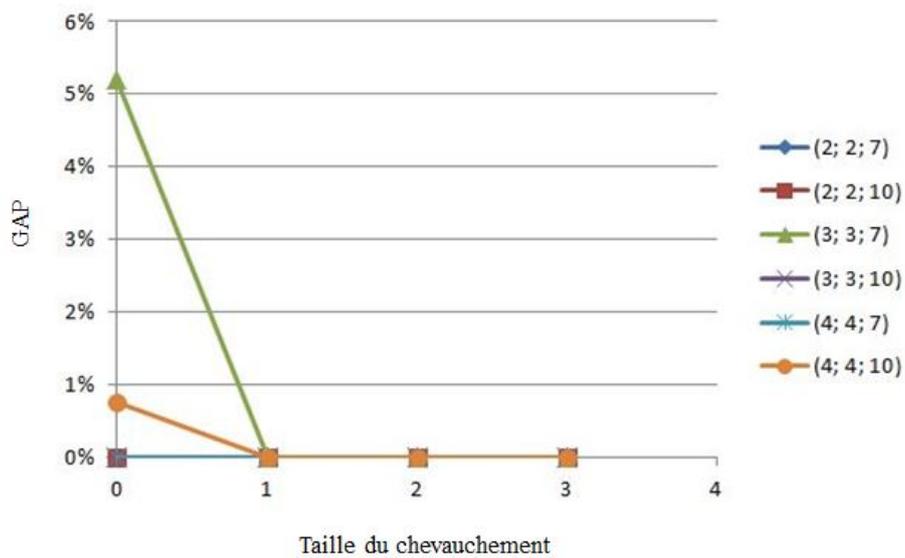
A partir des figures 4.5 et 4.7, nous pouvons remarquer que pour les deux cas ($\sigma = 3$ et $\sigma = 4$), les gaps s'améliorent en augmentant la taille de la fenêtre de chevauchement. En contre partie, les figures 4.6 et 4.8 montrent qu'en augmentant la valeur de δ , les temps de résolution deviennent importants.

Après ces tests, et similaires au cas mono-produit, on a choisi les paramètres suivants :

- $\sigma = 4$,
- $\delta = 1$,
- Temps de résolution par étape égale à 400 secondes.

Pour la première étude de cas, le tableau 4.7 représente dans la première colonne la liste des instances. La deuxième colonne indique le nombre de solutions optimales trouvées avant une heure de résolution (pour CPLEX). Les fonctions objectives trouvées par ce solveur sont données dans la troisième colonne. Ces valeurs sont calculées à travers la formule suivante :

$$Z_{CPLEX} = (\sum_{i=1}^u Z_{CPLEX,i}) / u \quad (4.25)$$

FIGURE 4.6: Variation du temps CPU en fonction de δ ($\sigma = 3$)FIGURE 4.7: Variation du GAP en fonction de δ ($\sigma = 4$)

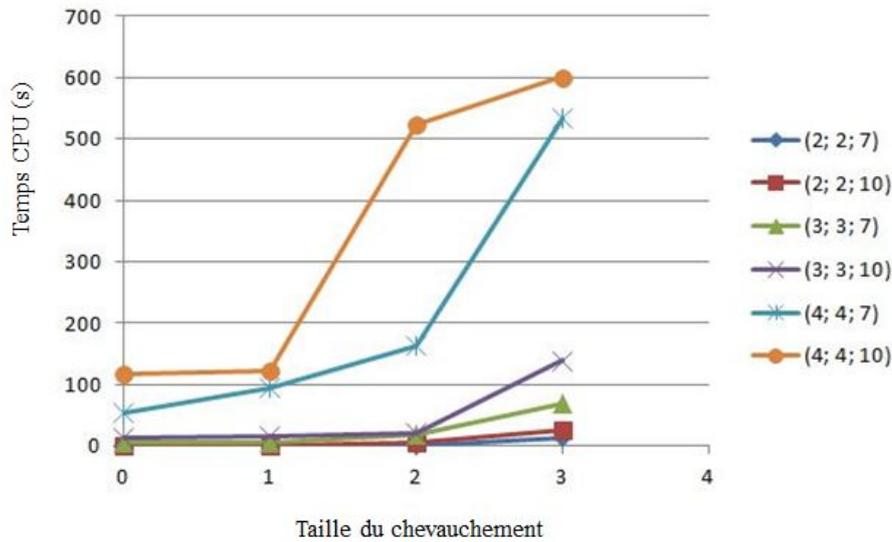


FIGURE 4.8: Variation du temps CPU en fonction de δ ($\sigma = 4$)

avec u qui traduit le nombre de solutions optimales trouvées par CPLEX avant 1 heure de résolution pour chaque taille de problème.

La quatrième colonne représente la moyenne des temps de résolution pour chaque taille de problème (par rapport aux solutions optimales).

La colonne suivante indique le gap moyen de chaque taille de problème. Ce gap est calculé en appliquant la formule suivante :

$$GAP = \sum_{i=1}^u ((Z_{F\&R,i} - Z_{CPLEX,i}) / Z_{CPLEX,i}) \cdot 100 \quad (4.26)$$

La dernière colonne représente le temps de résolution moyen de l'heuristique Fix-and-Relax ($CPU_{F\&R}$).

A partir de ce tableau on remarque que cette heuristique est performante pour les instances générées. En comparant les résultats obtenus par CPLEX et F&R, on a un gap moyen de l'ordre de 0.64%. En ce qui concerne les temps moyen de résolution, l'heuristique F&R a une moyenne de 96 *secondes* contre 416 *secondes* pour CPLEX.

De même, à partir du tableau 4.8, le gap entre ces deux méthodes de résolution est de 0.34%. Le temps de résolution moyen pour CPLEX est de 264 *secondes* contre 109 *secondes* pour F&R. Ces résultats sont obtenus pour la deuxième étude de cas (cas particulier avec une succession de périodes *OFF – ON*).

Pour les instances non résolubles au bout d'une heure, dans la première étude de cas, le tableau 4.9 représente le nombre de solutions qui nécessitent plus qu'une heure de résolution (2^{ème} colonne), le gap entre la méthode approchée F&R et CPLEX (3^{ème} colonne) et finalement le temps de résolution pour cette méthode approchée (dernière colonne). On remarque à partir de ce tableau que pour la plupart des instances, F&R obtient des solutions de meilleure qualité dans un temps

réduit. La même remarque reste valable pour le tableau 4.10 qui représente les solutions dont CPLEX ne trouve pas des solutions optimales au bout d'une heure de résolution. Ce tableau s'intéresse à la deuxième étude de cas.

Taille du problème (N,M,T)	Nombre de solutions optimales trouvées ($CPU_{Cplex} < 3600$ s)	Z_{Cplex}	$CPU_{Cplex}(s)$	$GAP_{F\&R}(\%)$	$CPU_{F\&R}(s)$
(2,2,3)	5/5	780.40	<1	0.00	<1
(2,2,5)	5/5	1491.75	<1	0.00	1
(2,2,7)	5/5	1879.42	<1	0.00	1
(2,2,10)	5/5	2668.94	1	0.00	1
(3,3,3)	5/5	1514.52	1	0.00	1
(3,3,5)	5/5	2739.97	5	0.00	4
(3,3,7)	5/5	4114.39	14	0.00	7
(3,3,10)	5/5	5359.47	20	0.42	17
(4,4,3)	5/5	2536.51	7	0.00	7
(4,4,5)	5/5	4272.26	409	0.00	121
(4,4,7)	5/5	5352.56	420	0.24	139
(4,4,10)	3/5	5679.97	562	0.00	339
(5,5,3)	5/5	4155.30	87	0.00	87
(5,5,5)	1/5	5646.42	225	0.00	89
(5,5,7)	2/5	5217.18	1395	3.96	435
(5,5,10)	1/5	3688.42	3511	5.57	300
Gap Moyen (%)				0.64	
CPU Moyen (s)			416		96

TABLEAU 4.7: 1 ère étude de cas : comparaison des résultats entre CPLEX et F&R

Taille du problème (N,M,T)	Nombre de solutions optimales trouvées ($CPU_{Cplex} < 3600$ s)	Z_{Cplex}	$CPU_{Cplex}(s)$	$GAP_{F\&R}(\%)$	$CPU_{F\&R}(s)$
(2,2,3)	5/5	708.53	<1	0.00	<1
(2,2,5)	5/5	1204.07	<1	0.00	1
(2,2,7)	5/5	1690.90	<1	0.00	1
(2,2,10)	5/5	2490.75	1	0.07	1
(3,3,3)	5/5	1569.81	1	0.00	1
(3,3,5)	5/5	2570.87	4	0.02	3
(3,3,7)	5/5	3405.18	5	0.00	5
(3,3,10)	5/5	5226.31	15	0.00	16
(4,4,3)	5/5	2560.95	6	0.00	6
(4,4,5)	5/5	4106.89	82	0.00	92
(4,4,7)	5/5	6402.15	112	0.03	95
(4,4,10)	5/5	6557.82	155	0.84	123
(5,5,3)	5/5	3726.49	63	0.00	63
(5,5,5)	3/5	6340.45	1044	0.07	315
(5,5,7)	3/5	6941.11	1341	0.90	438
(5,5,10)	4/5	6064.73	1392	3.47	475
Gap Moyen (%)				0.34	
CPU Moyen (s)			264		109

TABLEAU 4.8: 2 ème étude de cas : comparaison des résultats entre CPLEX et F&R

Taille du problème (N,M,T)	Nombre de solutions $CPU_{CPLEX} > 3600$	$GAP_{F\&R}(\%)$	$CPU_{F\&R}(s)$
(4, 4, 10)	2	-4.71	912
(5, 5, 5)	4	-2.32	705
(5, 5, 7)	3	1.33	800
(5, 5, 10)	4	-13.35	930

TABLEAU 4.9: 1 ère étude de cas : comparaison des résultats entre CPLEX et F&R pour les instances dont le CPU de résolution est supérieur à 1 heure

Taille du problème (N,M,T)	Nombre de solutions $CPU_{CPLEX} > 3600$	$GAP_{F\&R}(\%)$	$CPU_{F\&R}(s)$
(5, 5, 5)	2	-6.08	516
(5, 5, 7)	2	-2.26	648
(5, 5, 10)	1	2.36	977

TABLEAU 4.10: 2 ème étude de cas : comparaison des résultats entre CPLEX et F&R pour les instances dont le CPU de résolution est supérieur à 1 heure

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, le problème de lot-sizing et de séquençement dans les systèmes de type flow-shop, à capacité finie et à plusieurs produits, sous contraintes énergétiques, a été étudié. Ce problème consiste, d'une part, à déterminer les quantités à produire, par chaque machine, à chaque période et pour chaque type de produit. D'autre part, ce problème détermine, simultanément, le séquençement de production de chaque produit sur chaque machine, à chaque période. Dans un premier temps, nous avons présenté un extrait de travaux de la littérature qui ont étudié les problèmes de lot-sizing dans les systèmes de type flow-shop. Dans un deuxième temps, nous avons formulé le modèle mathématique, qui est consacré pour un cas général du modèle de deuxième chapitre. On est dans le cas de multi-produits. Des exemples illustratifs ont été présentés afin de montrer et mettre en valeur l'impact de la considération énergétique pour ce type de problème.

Étant donné que ce type de problème est NP-difficile, nous avons proposé une heuristique de type Fix-and-relax, qui, à partir des expérimentations numériques permet d'obtenir des solutions de bonne qualité dans un temps réduit (par rapport à CPLEX).

Publications

Les travaux présentés dans ce chapitre ont fait l'objet de la publication suivante :

- **O. Masmoudi**, A. Yalaoui, Y. Ouazene and H. Chehade, "*Multi-item capacitated lot-sizing problem in a flow-shop system with energy consideration*", MIM2016, 2016.

Conclusions et perspectives

Dans ce travail, nous nous sommes intéressés aux problèmes de planification (lot-sizing) dans les systèmes de type flow-shop avec considération de l'aspect énergétique.

Nous avons commencé par un extrait des différents travaux issus de la littérature qui ont traité les problèmes de dimensionnement des lots. Nous avons présenté les complexités et un extrait des méthodes de résolution utilisées.

Dans les chapitres suivants, nous avons présenté les nouveaux modèles mathématiques proposés pour ce problème dans le cas mono-produit.

L'objectif de ces modèles est de déterminer les quantités de pièces à produire par chaque machine, à chaque période dans le but de minimiser le coût total composé du coût de production en terme électrique, stockage, setup (lancement, mise en route) et puissance demandée par période. Produire pour stocker en anticipant la demande de plusieurs périodes à l'avance, implique des coûts élevés de stockage alors que produire à chaque période implique des coûts de setup importants. Les modèles traditionnels de lot-sizing permettent d'obtenir un compromis entre ces coûts afin de fournir un plan de production réalisable. Les modèles proposés dans ce travail, incluant une contrainte de puissance maximale disponible influence sur cette recherche de compromis. Ceci permet d'inclure dans ce type de problèmes des considérations énergétiques directement liées aux contrats qui lient un industriel à son fournisseur d'énergie.

Les problèmes, ainsi définis, étant NP-difficiles, nous avons proposé quatre approches heuristiques (métaheuristique) pour la résolution. Les deux premières sont basées sur des techniques de mouvements (*HBMT* et *MSHBMT*). La troisième est basée sur l'heuristique Fix-and-Relax (F&R). Finalement, nous avons développé également un algorithme génétique (AG). Ces méthodes ont permis d'obtenir des solutions réalisables de bonne qualité dans un temps réduit (par rapport à CPLEX).

Dans un deuxième temps, une généralisation du modèle au cas multi-produits a été considérée. De ce fait, ce nouveau problème intègre simultanément la planification de la production et l'ordonnancement des tâches.

Étant donné que ce type de problème est NP-difficile, une heuristique de type Fix-and-Relax a été développée.

Pour les perspectives à court terme, nous allons commencer par générer plus d'instances et développer d'autres méthodes avec meilleures performances, cou-

pler ces méthodes avec des techniques d'ordonnancement telles que des méthodes dédiées pour les problèmes RCPS (Resource-Constrained Project Scheduling Problem). Nous envisageons également la généralisation du modèle pour considérer des coûts de rupture de la demande sur chaque période.

En ce qui concerne les perspectives à long termes, rappelons que l'idée de base de ces travaux réside en l'introduction de considérations énergétiques et écologiques dans la gestion d'un système de production de type flow-shop. Pour les industriels, les réglementations liées à l'écologie se traduisent au niveau des rejets polluants mais aussi au niveau de la consommation d'énergie, étant directement liée à la génération des gaz à effet de serre.

Un industriel est lié à un producteur (fournisseur) d'énergie par un contrat spécifiant la variation du prix de l'énergie sur des périodes de durées différentes, de même que la variation de la puissance. La faisabilité des plans de production doit donc être confrontée à la capacité énergétique disponible. Nous avons donc proposé dans cette thèse de nouveaux modèles de lot-sizing permettant de combler ce manque dans la littérature scientifique, mais ce travail ouvre donc de nombreuses perspectives permettant d'intégrer les enjeux liés aux préoccupations écologiques relatives à la génération et la consommation d'énergie.

En effet, le marché énergétique va évoluer dans les années à venir, les sources d'énergie propres telles que l'énergie solaire ou éolienne étant en plein essor. Ceci peut se traduire par le nombre de travaux de recherche en expansion qui s'intéressent à ce sujet tel que ceux de Ben Jemaa *et al.* [Jemaa 14] et Aissaoui *et al.* [Aissaoui 13]. Un industriel aura la possibilité de se lier à plusieurs fournisseurs. Certains fournisseurs proposent de l'énergie propre, mais en quantité et disponibilité incertaines. D'autres fournisseurs proposent de l'énergie moins propre et plus taxée mais avec des garanties de disponibilité.

Nous envisageons donc d'exploiter ces premiers travaux pour proposer des outils d'aide à la décision permettant à un industriel de choisir, sur un horizon donné, la politique de sourcing énergétique en variant ses fournisseurs et en minimisant ses coûts de gestion.

Bibliographie

- [Absi 05] Nabil Absi, Philippe Chrétienne & Safia Kedad-Sidhoum. Modélisation et résolution de problèmes de lot-sizing à capacité finie. Thesis report, 2005. (Cité dans les pages 16, 59, et 60.)
- [Absi 07] Kedad-Sidhoum Safia Absi Nabil. *MIP-based heuristics for multi-item capacitated lot-sizing problem with setup times and shortage costs*. RAIRO - Operations Research, vol. 41, no. 2, pages 171–192, 6 2007. (Cité dans la page 18.)
- [Absi 08] Nabil Absi & Safia Kedad-Sidhoum. *The multi-item capacitated lot-sizing problem with setup times and shortage costs*. European Journal of Operational Research, vol. 185, no. 3, pages 1351 – 1374, 2008. (Cité dans la page 18.)
- [Absi 13] Nabil Absi, Stéphane Dauzère-Pérès, Safia Kedad-Sidhoum, Bernard Penz & Christophe Rapine. *Lot sizing with carbon emission constraints*. European Journal of Operational Research, vol. 227, no. 1, pages 55–61, 2013. (Cité dans la page 8.)
- [Absi 16] Nabil Absi, Stéphane Dauzère-Pérès, Safia Kedad-Sidhoum, Bernard Penz & Christophe Rapine. *The single-item green lot-sizing problem with fixed carbon emissions*. European Journal of Operational Research, vol. 248, no. 3, pages 849 – 855, 2016. (Cité dans la page 8.)
- [Aggarwal 93] Alok Aggarwal & James K. Park. *Improved Algorithms for Economic Lot Size Problems*. Operations Research, vol. 41, no. 3, pages 549–571, 1993. (Cité dans la page 16.)
- [Aissaoui 13] Abdel Ghani Aissaoui, Ahmed Tahour, Najib Essounbouli, Frédéric Nollet, Mohamed Abid & Moulay Idriss Chergui. *A Fuzzy-PI control to extract an optimal power from wind turbine*. Energy Conversion and Management, vol. 65, pages 688 – 696, 2013. (Cité dans la page 102.)
- [Akbalik 13] Ayse Akbalik & Christophe Rapine. *The single item uncapacitated lot-sizing problem with time-dependent batch sizes : NP-hard and polynomial cases*. European Journal of Operational Research, vol. 229, no. 2, pages 353–363, 2013. (Cité dans la page 8.)
- [Aksen 03] Deniz Aksen, Kemal Altinkemer & Suresh Chand. *The single-item lot-sizing problem with immediate lost sales*. European Journal of Operational Research, vol. 147, no. 3, pages 558 – 566, 2003. (Cité dans la page 16.)

- [Arikan 14] Emel Arikan & Werner Jammerneegg. *The single period inventory model under dual sourcing and product carbon footprint constraint*. International Journal of Production Economics, vol. 157, pages 15 – 23, 2014. The International Society for Inventory Research, 2012. (Cité dans la page 9.)
- [Artigues 13] Christian Artigues, Pierre Lopez & Alain Haït. *The energy scheduling problem : Industrial case-study and constraint propagation techniques*. International Journal of Production Economics, vol. 143, no. 1, pages 13 – 23, 2013. (Cité dans la page 12.)
- [Ashok 06] Sas Ashok. *Peak-load management in steel plants*. Applied Energy, vol. 83, no. 5, pages 413 – 424, 2006. (Cité dans la page 11.)
- [Babaei 14] Mohammad Babaei, Mohammad Mohammadi & Seyyed Mohammad Taghi FatemiGhomi. *A genetic algorithm for the simultaneous lot sizing and scheduling problem in capacitated flow shop with complex setups and backlogging*. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, vol. 70, no. 1-4, pages 125–134, 2014. (Cité dans les pages 20, 24, 37, 42, 68, 73, 82, et 90.)
- [Babu 08] C.A. Babu & Sas. Ashok. *Peak Load Management in Electrolytic Process Industries*. Power Systems, IEEE Transactions on, vol. 23, no. 2, pages 399–405, 2008. (Cité dans la page 12.)
- [Bahl 83] Harish C. Bahl. *Column Generation Based Heuristic Algorithm for Multi-Item Scheduling*. IIE Transactions, vol. 15, no. 2, pages 136–141, 1983. (Cité dans la page 18.)
- [Baker 78] Kenneth R. Baker, Paul Dixon, Michael J. Magazine & Edward A. Silver. *An Algorithm for the Dynamic Lot-Size Problem with Time-Varying Production Capacity Constraints*. Management Science, vol. 24, no. 16, pages 1710–1720, 1978. (Cité dans la page 16.)
- [Bego 14] Andres Bego, Lin Li & Zeyi Sun. *Identification of reservation capacity in critical peak pricing electricity demand response program for sustainable manufacturing systems*. International Journal of Energy Research, vol. 38, no. 6, pages 728–736, 2014. (Cité dans la page 12.)
- [Benjaafar 13] S. Benjaafar, Yanzhi Li & M. Daskin. *Carbon Footprint and the Management of Supply Chains : Insights From Simple Models*. Automation Science and Engineering, IEEE Transactions on, vol. 10, no. 1, pages 99–116, 2013. (Cité dans la page 8.)
- [Bitran 82] Gabriel R. Bitran & Horacio H. Yanasse. *Computational Complexity of the Capacitated Lot Size Problem*. Management Science, vol. 28, no. 10, pages 1174–1186, 1982. (Cité dans la page 16.)
- [Bouchery 12] Yann Bouchery, Asma Ghaffari, Zied Jemai & Yves Dallery. *Including sustainability criteria into inventory models*. European Journal

- of Operational Research, vol. 222, no. 2, pages 229 – 240, 2012. (Cité dans la page 9.)
- [Bozorgi 14] Ali Bozorgi, Jennifer Pazour & Dima Nazzal. *A new inventory model for cold items that considers costs and emissions*. International Journal of Production Economics, vol. 155, pages 114 – 125, 2014. Celebrating a century of the economic order quantity model. (Cité dans la page 9.)
- [Bruzzone 12] Agostino Bruzzone, David Anghinolfi, Mario Paolucci & Flavio Tonelli. *Energy-aware scheduling for improving manufacturing process sustainability : A mathematical model for flexible flow shops*. CIRP Annals - Manufacturing Technology, vol. 61, no. 1, pages 459–462, 2012. (Cité dans les pages 13 et 24.)
- [Castro 09] Pedro Castro, Iiro Harjunkoski & Ignacio Grossmann. *New Continuous-Time Scheduling Formulation for Continuous Plants under Variable Electricity Cost*. Industrial & Engineering Chemistry Research, vol. 48, no. 14, pages 6701–6714, 2009. (Cité dans la page 11.)
- [Castro 11] Pedro M. Castro, Iiro Harjunkoski & Ignacio E. Grossmann. *Optimal scheduling of continuous plants with energy constraints*. Computers & Chemical Engineering, vol. 35, no. 2, pages 372 – 387, 2011. (Cité dans la page 11.)
- [Castro 13] Pedro Castro, Lige Sun & Iiro Harjunkoski. *Resource–Task Network Formulations for Industrial Demand Side Management of a Steel Plant*. Industrial & Engineering Chemistry Research, vol. 52, no. 36, pages 13046–13058, 2013. (Cité dans la page 11.)
- [Chaabane 12] Amin Chaabane, Amar Ramudhin & Marc Paquet. *Design of sustainable supply chains under the emission trading scheme*. International Journal of Production Economics, vol. 135, no. 1, pages 37 – 49, 2012. Advances in Optimization and Design of Supply Chains. (Cité dans la page 7.)
- [Changdar 15] Chiranjit Changdar, G.S. Mahapatra & Rajat Kumar Pal. *An improved genetic algorithm based approach to solve constrained knapsack problem in fuzzy environment*. Expert Systems with Applications, vol. 42, no. 4, pages 2276 – 2286, 2015. (Cité dans la page 68.)
- [Chen] Wei Hsin. Chen & Jean Michel. Thizy. *Analysis of relaxations for the multi-item capacitated lot-sizing problem*. Annals of Operations Research, vol. 26, no. 1, pages 29–72. (Cité dans la page 18.)
- [Chen 94] Hsin-Der Chen, Donald W. Hearn & Chung-Yee Lee. *A new dynamic programming algorithm for the single item capacitated dynamic lot size model*. Journal of Global Optimization, vol. 4, no. 3, pages 285–300, 1994. (Cité dans la page 16.)

- [Chung 94] Chia-Shin Chung, James Flynn & Chien-Hua Mike Lin. *Lotsizing models for production planning An effective algorithm for the capacitated single item lot size problem*. European Journal of Operational Research, vol. 75, no. 2, pages 427 – 440, 1994. (Cité dans la page 16.)
- [Comelli 08] Michael Comelli, Michael Gourgand & Nikolay Tchernev. *Modélisation, optimisation et simulation pour la planification tactique des chaînes logistiques*. Rapport de thèse, 2008. (Cité dans les pages v et 19.)
- [Constantino 98] Miguel Constantino. *Lower Bounds in Lot-Sizing Models : A Polyhedral Study*. Mathematics of Operations Research, vol. 23, no. 1, pages 101–118, 1998. (Cité dans la page 18.)
- [Copil 16] Karina Copil, Martin Wörbelauer, Herbert Meyr & Horst Tempelmeier. *Simultaneous lotsizing and scheduling problems : a classification and review of models*. OR Spectrum, pages 1–64, 2016. (Cité dans la page 82.)
- [Derbel 12] Houda Derbel, Bassem Jarboui, Saïd Hanafi & Habib Chabchoub. *Genetic algorithm with iterated local search for solving a location-routing problem*. Expert Systems with Applications, vol. 39, no. 3, pages 2865 – 2871, 2012. (Cité dans la page 68.)
- [Dolgui 10] Alexandre Dolgui, Anton Ereemeev, Mikhail Kovalyov & Pavel Kuznetsov. *Multi-product lot sizing and scheduling on unrelated parallel machines*. IIE Transactions, vol. 42, no. 7, pages 514–524, 2010. (Cité dans la page 43.)
- [Dolgui 11] Alexandre. Dolgui, Mikhail. Y. Kovalyov & Kseniya. Shchamialiova. *Multi-product lot-sizing and sequencing on a single imperfect machine*. Computational Optimization and Applications, vol. 50, no. 3, pages 465–482, 2011. (Cité dans la page 43.)
- [Fang 13] Kan Fang, Nelson A. Uhan, Fu Zhao & John W. Sutherland. *Flow shop scheduling with peak power consumption constraints*. Annals of Operations Research, vol. 206, no. 1, pages 115–145, 2013. (Cité dans la page 13.)
- [Federgruen 91] Awi Federgruen & Michal Tzur. *A Simple Forward Algorithm to Solve General Dynamic Lot Sizing Models with n Periods in $o(n \log n)$ or $o(n)$ Time*. Management Science, vol. 37, no. 8, pages 909–925, 1991. (Cité dans la page 16.)
- [Fernandez 13] Mayela Fernandez, Lin Li & Zeyi Sun. *Just-for-Peak buffer inventory for peak electricity demand reduction of manufacturing systems*. International Journal of Production Economics, vol. 146, no. 1, pages 178 – 184, 2013. (Cité dans la page 11.)

- [Florian 71] Michael Florian & Morton Klein. *Deterministic Production Planning with Concave Costs and Capacity Constraints*. *Management Science*, vol. 18, no. 1, pages 12–20, 1971. (Cité dans la page 16.)
- [Florian 80] Michael Florian, Jan Karel Lenstra & A.Rinnooy Kan. *Deterministic Production Planning : Algorithms and Complexity*. *Management Science*, vol. 26, no. 7, pages 669–679, 1980. (Cité dans les pages 16, 20, 41, et 91.)
- [Gahm 16] Christian Gahm, Florian Denz, Martin Dirr & Axel Tuma. *Energy-efficient scheduling in manufacturing companies : A review and research framework*. *European Journal of Operational Research*, vol. 248, no. 3, pages 744 – 757, 2016. (Cité dans la page 13.)
- [Goldman 10] Charles Goldman. *Coordination of energy efficiency and demand response*. Lawrence Berkeley National Laboratory, 2010. (Cité dans la page 10.)
- [Haase 00] Knut Haase & Alf Kimms. *Lot sizing and scheduling with sequence-dependent setup costs and times and efficient rescheduling opportunities*. *International Journal of Production Economics*, vol. 66, no. 2, pages 159 – 169, 2000. (Cité dans la page 18.)
- [Hadera 13] Hubert Hadera & Iiro Harjunkoski. *Continuous-time Batch Scheduling Approach for Optimizing Electricity Consumption Cost*. In Andrzej Kraslawski & Ilkka Turunen, éditeurs, 23rd European Symposium on Computer Aided Process Engineering, volume 32 of *Computer Aided Chemical Engineering*, pages 403 – 408. Elsevier, 2013. (Cité dans la page 11.)
- [Hainan 09] Sun Hainan, Huang Huei-Chuen & Jaruphongsa Wikrom. *Genetic algorithms for the multiple-machine economic lot scheduling problem*. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 43, no. 11-12, pages 1251–1260, 2009. (Cité dans la page 68.)
- [Harris 14] Irina Harris, Christine L. Mumford & Mohamed M. Naim. *A hybrid multi-objective approach to capacitated facility location with flexible store allocation for green logistics modeling*. *Transportation Research Part E : Logistics and Transportation Review*, vol. 66, pages 1 – 22, 2014. (Cité dans la page 7.)
- [Heck 10] Markus Heck & Guenter Schmidt. *Lot-Size Planning with Non-linear Cost Functions Supporting Environmental Sustainability*. In *Networked Digital Technologies*, volume 88, pages 1–6. 2010. (Cité dans la page 8.)
- [Helmrich 15] Mathijn J. Retel Helmrich, Raf Jans, Wilco van den Heuvel & Albert P.M. Wagelmans. *The economic lot-sizing problem with an emis-*

- sion capacity constraint*. *European Journal of Operational Research*, vol. 241, no. 1, pages 50 – 62, 2015. (Cité dans la page 8.)
- [Hua 11] Guowei Hua, T.C.E. Cheng & Shouyang Wang. *Managing carbon footprints in inventory management*. *International Journal of Production Economics*, vol. 132, no. 2, pages 178 – 185, 2011. (Cité dans la page 9.)
- [Jaber 13] Mohamad Y. Jaber, Christoph H. Glock & Ahmed M.A. El Saadany. *Supply chain coordination with emissions reduction incentives*. *International Journal of Production Research*, vol. 51, no. 1, pages 69–82, 2013. (Cité dans la page 8.)
- [Jans 07] Raf Jans & Zeger Degraeve. *Meta-heuristics for dynamic lot sizing : A review and comparison of solution approaches*. *European Journal of Operational Research*, vol. 177, no. 3, pages 1855 – 1875, 2007. (Cité dans la page 18.)
- [Jemaa 14] Abdelhak Ben Jemaa, Najib Essounbouli & Abdelaziz Hamzaoui. *Optimum sizing of hybrid PV/Wind/battery installation using a fuzzy PSO*. In *Environmental Friendly Energies and Applications (EFEA), 2014 3rd International Symposium on*, pages 1–6. IEEE, 2014. (Cité dans la page 102.)
- [Kantas 15] Alperen Burak Kantas, Halil I. Cobuloglu & İ. Esra Büyüktah-takin. *Multi-source capacitated lot-sizing for economically viable and clean biofuel production*. *Journal of Cleaner Production*, vol. 94, pages 116 – 129, 2015. (Cité dans la page 8.)
- [Karmarkar 85] Uday S. Karmarkar & Linus Schrage. *The Deterministic Dynamic Product Cycling Problem*. *Operations Research*, vol. 33, no. 2, pages 326–345, 1985. (Cité dans la page 18.)
- [Kimms 99] Alf Kimms. *A genetic algorithm for multi-level multi-machine lot sizing and scheduling*. *Computers and Operations Research*, vol. 26, no. 8, pages 829 – 848, 1999. (Cité dans les pages 68, 82, et 90.)
- [Kondili 93] Emilia Kondili, Nilay Shah & C.C. Pantelides. *Production planning for the rational use of energy in multiproduct continuous plants*. *Computers & Chemical Engineering*, vol. 17, Supplement 1, pages S123 – S128, 1993. *European Symposium on Computer Aided Process Engineering—224th European Symposium of the Working Party on Computer Aided Process Engineering and the 457th Event of the European Federation of Chemical Engineers (EFChE)*. (Cité dans la page 11.)
- [Konur 14] Dinçer Konur. *Carbon constrained integrated inventory control and truckload transportation with heterogeneous freight trucks*. *International Journal of Production Economics*, vol. 153, pages 268 – 279, 2014. (Cité dans la page 9.)

- [Lee 01] Chung-Yee Lee, Sila Çetinkaya & Albert P. M. Wagelmans. *A Dynamic Lot-Sizing Model with Demand Time Windows*. *Management Science*, vol. 47, no. 10, pages 1384–1395, 2001. (Cité dans la page 16.)
- [Li 08] Feng Li, Tie Liu, Hao Zhang, RongZeng Cao, Wei Ding & J.P. Fasano. *Distribution center location for green supply chain*. In *Service Operations and Logistics, and Informatics, 2008. IEEE/SOLI 2008. IEEE International Conference on*, volume 2, pages 2951–2956, 2008. (Cité dans la page 7.)
- [Liu 14a] Cheng-Hsiang Liu & Ding-Hsiang Huang. *Reduction of power consumption and carbon footprints by applying multi-objective optimisation via genetic algorithms*. *International Journal of Production Research*, vol. 52, no. 2, pages 337–352, 2014. (Cité dans la page 12.)
- [Liu 14b] ChenGuang Liu, Jing Yang, Jie Lian, WenJuan Li, Steve Evans & Yong Yin. *Sustainable performance oriented operational decision-making of single machine systems with deterministic product arrival time*. *Journal of Cleaner Production*, vol. 85, pages 318–330, 2014. (Cité dans la page 13.)
- [Loparic 01] Marko Loparic, Yves Pochet & A. Laurence Wolsey. *The uncapacitated lot-sizing problem with sales and safety stocks*. *Mathematical Programming*, vol. 89, no. 3, pages 487–504, 2001. (Cité dans la page 16.)
- [Luo 13] Hao Luo, Bing Du, George Q Huang, Huaping Chen & Xiaolin Li. *Hybrid flow shop scheduling considering machine electricity consumption cost*. *International Journal of Production Economics*, vol. 146, no. 2, pages 423–439, 2013. (Cité dans la page 11.)
- [Maes 91] Johan Maes, John O. McClain & Luk N. Van Wassenhove. *Multilevel capacitated lotsizing complexity and LP-based heuristics*. *European Journal of Operational Research*, vol. 53, no. 2, pages 131 – 148, 1991. (Cité dans la page 18.)
- [Mallidis 12] Ioannis Mallidis, Rommert Dekker & Dimitrios Vlachos. *The impact of greening on supply chain design and cost : a case for a developing region*. *Journal of Transport Geography*, vol. 22, pages 118–128, 2012. (Cité dans la page 7.)
- [Manne 58] Alan S. Manne. *Programming of Economic Lot Sizes*. *Management Science*, vol. 4, no. 2, pages 115–135, 1958. (Cité dans la page 14.)
- [Mansouri 16] S. Afshin Mansouri, Emel Aktas & Umut Besikci. *Green scheduling of a two-machine flowshop : Trade-off between makespan and energy consumption*. *European Journal of Operational Research*, vol. 248, no. 3, pages 772 – 788, 2016. (Cité dans la page 24.)

- [Martel 98] Alain Martel & André Gascon. *Dynamic lot-sizing with price changes and price-dependent holding costs*. *European Journal of Operational Research*, vol. 111, no. 1, pages 114 – 128, 1998. (Cité dans la page 16.)
- [Martinez 12] Sylvain Martinez & Youcef Bouzidi. *Evaluation du coût global d'un produit par le couplage de ses performances environnementales et économiques*. Rapport de thèse, 2012. (Cité dans les pages v et 6.)
- [Mitra 12] Sumit Mitra, Ignacio E. Grossmann, Jose M. Pinto & Nikhil Arora. *Optimal production planning under time-sensitive electricity prices for continuous power-intensive processes*. *Computers & Chemical Engineering*, vol. 38, pages 171 – 184, 2012. (Cité dans la page 11.)
- [Mohammadi 08] Mohammad Mohammadi, Fatemi Ghomi Seyyed Mohammad Taghi FatemiGhomi, Behrooz Karimi & Torabi Seyyed Ali. *Rolling-horizon and fix-and-relax heuristics for the multi-product multi-level capacitated lotsizing problem with sequence-dependent setups*. *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 21, no. 4, pages 501–510, 2008. (Cité dans les pages 20, 42, 82, et 90.)
- [Mohammadi 10] Mohammad Mohammadi, Torabi Seyyed Ali, Fatemi Ghomi Seyyed Mohammad Taghi FatemiGhomi & Karimi Behrooz. *A new algorithmic approach for capacitated lot-sizing problem in flow shops with sequence-dependent setups*. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 49, no. 1-4, 2010. (Cité dans les pages 20, 24, 25, 27, 82, et 90.)
- [Moon 13] Joon-Yung Moon, Kitae Shin & Jinwoo Park. *Optimization of production scheduling with time-dependent and machine-dependent electricity cost for industrial energy efficiency*. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 68, no. 1-4, pages 523–535, 2013. (Cité dans la page 11.)
- [Moon 14] Joon-Yung Moon & Jinwoo Park. *Smart production scheduling with time-dependent and machine-dependent electricity cost by considering distributed energy resources and energy storage*. *International Journal of Production Research*, vol. 52, no. 13, pages 3922–3939, 2014. (Cité dans la page 12.)
- [Mortezaei 13] Navid Mortezaei & Norzima Zulkifli. *Integration of Lot Sizing and Flow Shop Scheduling with Lot Streaming*. *Journal of Applied Mathematics*, vol. 2013, 2013. (Cité dans les pages 20, 24, et 82.)
- [Mouzon 08] Gilles Mouzon & Mehmet B Yildirim. *A framework to minimise total energy consumption and total tardiness on a single machine*. *International Journal of Sustainable Engineering*, vol. 1, no. 2, pages 105–116, 2008. (Cité dans la page 24.)

- [P. 14] Brundage Michael P., Qing Chang, Yang Li, Guoxian Xiao & Jorge Arinez. *Energy Efficiency Management of an Integrated Serial Production Line and HVAC System*. Automation Science and Engineering, IEEE Transactions on, vol. 11, no. 3, pages 789–797, 2014. (Cité dans la page 11.)
- [Pishvae 12] Mir Saman Pishvae, Seyyed Ali Torabi & Jafar Razmi. *Credibility-based fuzzy mathematical programming model for green logistics design under uncertainty*. Computers & Industrial Engineering, vol. 62, no. 2, pages 624 – 632, 2012. (Cité dans la page 7.)
- [Pochet 05] Yves Pochet & Laurence A Wolsey. *Production planning by mixed integer programming*. Springer, 2005. (Cité dans la page 59.)
- [Ramezani 13] Reza Ramezani, Mohammad Saidi-Mehrabad & Parviz Fattahi. *MIP formulation and heuristics for multi-stage capacitated lot-sizing and scheduling problem with availability constraints*. Journal of Manufacturing Systems, vol. 32, no. 2, pages 392–401, 2013. (Cité dans les pages 20, 24, 25, 27, 37, 42, 82, 90, et 92.)
- [Ramudhin 10] Amar Ramudhin, Amin Chaabane & Marc Paquet. *Carbon market sensitive sustainable supply chain network design*. International Journal of Management Science and Engineering Management, vol. 5, no. 1, pages 30–38, 2010. (Cité dans la page 7.)
- [Rizk 01] Nafee Rizk & Alain Martel. *Supply chain flow planning methods : A review of the lot-sizing literature*. Working Paper DT-2001-AM-1, Université Laval, Canada, 2001. (Cité dans les pages v et 15.)
- [Sahling 09] Florian Sahling, Lisbeth Buschkuhl, Horst Tempelmeier & Stefan Helbe. *Solving a multi-level capacitated lot sizing problem with multi-period setup carry-over via a fix-and-optimize heuristic*. Computers and Operations Research, vol. 36, no. 9, pages 2546 – 2553, 2009. (Cité dans la page 82.)
- [Sazvar 14] Zeinab Sazvar, eyed Mohammad Javad Mirzapour Al-e hashem, Armand Baboli & M.R. Akbari Jokar. *A bi-objective stochastic programming model for a centralized green supply chain with deteriorating products*. International Journal of Production Economics, vol. 150, pages 140 – 154, 2014. (Cité dans la page 8.)
- [Shaw 98] Dong X. Shaw & Albert P. M. Wagelmans. *An Algorithm for Single-Item Capacitated Economic Lot Sizing with Piecewise Linear Production Costs and General Holding Costs*. Management Science, vol. 44, no. 6, pages 831–838, 1998. (Cité dans la page 16.)
- [Shrouf 14] Fadi Shrouf, Joaquin Ordieres-Mere, Alvaro Garcia-Sanchez & Miguel Ortega-Mier. *Optimizing the production scheduling of a single*

- machine to minimize total energy consumption costs*. *Journal of Cleaner Production*, vol. 67, no. 0, pages 197–207, 2014. (Cité dans la page 11.)
- [Solding 09] Petter Solding, Damir Petku & Nawzad Mardan. *Using simulation for more sustainable production systems – methodologies and case studies*. *International Journal of Sustainable Engineering*, vol. 2, no. 2, pages 111–122, 2009. (Cité dans la page 11.)
- [Stadtler 11] Hartmut Stadtler. *Multi-level single machine lot-sizing and scheduling with zero lead times*. *European Journal of Operational Research*, vol. 209, no. 3, pages 241 – 252, 2011. (Cité dans la page 26.)
- [Suerie 03] Christopher Suerie & Hartmut Stadtler. *The capacitated lot-sizing problem with linked lot sizes*. *Management Science*, vol. 49, no. 8, pages 1039–1054, 2003. (Cité dans la page 18.)
- [Sun 09] Hainan Sun, Huei-Chuen Huang & Wikrom Jaruphongsas. *Genetic algorithms for the multiple-machine economic lot scheduling problem*. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, vol. 43, no. 11, pages 1251–1260, 2009. (Cité dans la page 90.)
- [Sun 14a] Zeyi Sun & Lin Li. *Potential capability estimation for real time electricity demand response of sustainable manufacturing systems using Markov Decision Process*. *Journal of Cleaner Production*, vol. 65, pages 184 – 193, 2014. (Cité dans les pages v et 10.)
- [Sun 14b] Zeyi Sun, Lin Li, Mayela Fernandez & Jianhui Wang. *Inventory control for peak electricity demand reduction of manufacturing systems considering the tradeoff between production loss and energy savings*. *Journal of Cleaner Production*, vol. 82, pages 84 – 93, 2014. (Cité dans la page 11.)
- [Tan 14] Yuanyuan Tan & Shixin Liu. *Models and optimisation approaches for scheduling steelmaking–refining–continuous casting production under variable electricity price*. *International Journal of Production Research*, vol. 52, no. 4, pages 1032–1049, 2014. (Cité dans la page 11.)
- [Tempelmeier 10] H. Tempelmeier. *A column generation heuristic for dynamic capacitated lot sizing with random demand under a fillrate constraint*. In *Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM), 2010 IEEE International Conference on*, pages 1246–1250, Dec 2010. (Cité dans la page 18.)
- [Trabelsi 12] Wajdi Trabelsi, Christophe Sauvey & Nathalie Sauer. *Heuristics and metaheuristics for mixed blocking constraints flowshop scheduling problems*. *Computers & Operations Research*, vol. 39, no. 11, pages 2520 – 2527, 2012. (Cité dans la page 68.)

- [Velázquez-Martínez 14] JosuéC. Velázquez-Martínez, JanC. Fransoo, EdgarE. Blanco & Jaime Mora-Vargas. *The impact of carbon footprinting aggregation on realizing emission reduction targets*. Flexible Services and Manufacturing Journal, vol. 26, no. 1-2, pages 196–220, 2014. (Cité dans la page 8.)
- [Wagelmans 92] Albert Wagelmans, Stan van Hoesel & Antoon Kolen. *Economic Lot Sizing : An $O(n \log n)$ Algorithm That Runs in Linear Time in the Wagner-Whitin Case*. Operations Research, vol. 40, no. 1-supplement-1, pages S145–S156, 1992. (Cité dans la page 16.)
- [Wagner 58] Harvey M. Wagner & Thomson M. Whitin. *Dynamic Version of the Economic Lot Size Model*. Management Science, vol. 5, no. 1, pages 89–96, 1958. (Cité dans les pages 14 et 16.)
- [Wang 11] Fan Wang, Xiaofan Lai & Ning Shi. *A multi-objective optimization for green supply chain network design*. Decision Support Systems, vol. 51, no. 2, pages 262 – 269, 2011. Multiple Criteria Decision Making and Decision Support Systems. (Cité dans la page 7.)
- [Wang 13] Yong Wang & Lin Li. *Time-of-use based electricity demand response for sustainable manufacturing systems*. Energy, vol. 63, pages 233–244, 2013. (Cité dans les pages 1, 11, 32, 37, et 91.)
- [Wolosewicz 08] Cathy Wolosewicz. *Approche intégrée en planification et ordonnancement de la production*. PhD thesis, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne, 2008. (Cité dans les pages 17 et 18.)
- [Yildirim 12] Yildirim & Mouzon. *Single-machine sustainable production planning to minimize total energy consumption and total completion time using a multiple objective genetic algorithm*. IEEE transactions on engineering management, vol. 59, no. 4, pages 585–597, 2012. (Cité dans la page 13.)
- [yu Zheng 15] Huan yu Zheng & Ling Wang. *Reduction of carbon emissions and project makespan by a Pareto-based estimation of distribution algorithm*. International Journal of Production Economics, vol. 164, pages 421 – 432, 2015. (Cité dans la page 12.)
- [Yu 13] Yugang Yu, Zhaofu Hong, Chengbin Chu & Liang Liang. *A dynamic lot sizing model with carbon emission constraint and multi-mode production : A general property and a polynomially solvable case*. In ICNSC'13, pages 413–417, 2013. (Cité dans la page 8.)

Oussama MASMOUDI

Doctorat : Optimisation et Sûreté des Systèmes

Année 2016

Optimisation de la planification des systèmes industriels en présence de contraintes énergétiques

Dans cette thèse, nous abordons le problème de la planification de la production dans un système de type flow-shop, en tenant compte de l'aspect énergétique.

Le système de production est composé de différentes machines fiables, séparées par des zones de stockage à capacité infinie. L'horizon de planification est composé de différentes périodes, chacune étant caractérisée par une durée, un coût d'électricité, une puissance maximale et des demandes de chaque produit. L'objectif consiste en la minimisation du coût total de production en terme d'électricité, stockage, mise marche (ou changement de série) et puissance demandée par période.

Dans un premier temps, nous proposons une modélisation pour le problème de lot-sizing dans un système de type flow-shop, à capacité finie, dans le cas mono-produit.

Étant donné que ce type de problème est NP-difficile, des méthodes approchées ont été développées afin de fournir des solutions de bonne qualité dans un temps réduit (heuristiques dédiées, heuristique de type Fix and Relax, algorithme génétique).

Dans un deuxième temps, une généralisation du modèle pour le cas multi-produits a été considérée. De même, des méthodes approchées ont été proposées pour la résolution de ce type de problème.

Mots clés : production, planification - production en série - optimisation combinatoire - capacité de production - consommation d'énergie - heuristique.

Planning Optimization of Industrial Systems with Energy Constraints

In this thesis, we deal with the production planning problem in a flow-shop system with energy consideration.

The manufacturing system is composed of reliable machines separated by buffers with infinite capacities. The planning horizon is defined by a set of periods where each one is characterized by a length, an electricity price, a maximal allowed power and an external demand of each product. The purpose is to minimize the total production cost composed of electricity, inventory, set-up (or product series change) costs and a required power per period.

In the first step, we propose mathematical models for a single item capacitated lot-sizing problem in a flow-shop system.

Since this problem is known to be NP-hard, approximating methods are developed in order to provide solutions with good quality in a reasonable time (dedicated heuristics, Fix and Relax heuristic, genetic algorithm).

In the second step, a generalization of the model for multi-items is considered. Similarly to the first case, approximating methods are proposed to solve this problem.

Keywords: production planning - mass production - combinatorial optimization - industrial capacity - energy consumption - heuristic.

Thèse réalisée en partenariat entre :

