

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Aboubakr Belkaïd - Tlemcen
Faculté de Technologie



Thèse de Doctorat en Génie Industriel

Intitulée :

Outils d'aide à la décision pour la planification intégrée des systèmes logistiques

Présenté le :

10 Juillet 2025

Par :

Mme. DJAMA-MAAFA Asmaa Zohra

Devant le jury :

M. MIRI Sofiane	Professeur	Université de Tlemcen	Président
Mme TRIQUI SARI Lamia	Professeur	Université de Tlemcen	Directeur
M. SOUIER Mehdi	Professeur	Université de Tlemcen	Examineur 1
Mme BOUTIFOUR Zohra	Professeur	ENPO Oran	Examineur 2
M. DAHANE Mohammed	HDR	Université de Lorraine	Examineur 3
M. HASSAM Ahmed	MCB	Université de Tlemcen	Invité

Résumé

Cette thèse porte sur la planification intégrée des systèmes logistiques et de production. Nous développons d'abord des modèles avancés de lot sizing intégrant des ressources parallèles hétérogènes, différents types de coûts (setup, lancement, stockage) et des contraintes réalistes comme le backlogging. Ensuite, nous unifions planification et ordonnancement à travers une formalisation mathématique, intégrant des transitions entre périodes (setup carryover et setup crossover notamment), résolue à l'aide du solveur CPLEX et d'une métaheuristique de recuit simulé révisée. Par la suite, des contraintes environnementales ont été introduites par l'intégration de contraintes énergétiques, d'aboutir à un modèle équilibrant les enjeux économiques et énergétiques au sein des systèmes industriels.

Abstract

This thesis focuses on the integrated planning of logistics and production systems. We first develop advanced lot-sizing models incorporating heterogeneous parallel resources, various types of costs (setup, launch, storage), and realistic constraints such as backlogging. Then, we unify planning and scheduling through a mathematical formalization, integrating transitions between periods (notably setup carryover and setup crossover), solved using the CPLEX solver and a revised simulated annealing metaheuristic. Subsequently, environmental constraints were introduced by integrating energy constraints, leading to a model that balances economic and energy considerations within industrial systems.

الملخص

تركز هذه الأطروحة على التخطيط المتكامل للأنظمة اللوجستية وأنظمة الإنتاج. قمنا أولاً بتطوير نماذج متقدمة لتحديد الكميات الاقتصادية (lot-sizing) تأخذ في الاعتبار الموارد المتوازية غير المتجانسة، وأنواعاً مختلفة من التكاليف (الإعداد، الإطلاق، التخزين)، بالإضافة إلى قيود واقعية مثل تراكم الطلبات غير الملباة (backlogging). بعد ذلك، قمنا بتوحيد التخطيط والجدولة من خلال صياغة رياضية تدمج الانتقالات بين الفترات (خاصةً نقل الإعداد عبر الفترات setup-carryover وعبر الإعداد setup-crossover)، وتم حل النموذج باستخدام محلل CPLEX وتقنية التلدين المحاكى المعدلة. لاحقاً، تم إدخال قيود بيئية عبر دمج القيود الطاقية، مما أدى إلى تطوير نموذج يوازن بين المتطلبات الاقتصادية والطاقية داخل الأنظمة الصناعية.

Remerciment

Avant toute chose, louange à Allah, le Tout-Puissant, le Plus Miséricordieux des miséricordieux, qui m'a accordé la chance, la santé, la patience et le courage nécessaires pour mener à bien ce travail.

Comme le rappelle notre noble Prophète : « *Celui qui ne remercie pas les gens ne remercie pas Allah.* » Fort de ce principe, j'adresse mes sincères remerciements à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de cette thèse.

Je tiens tout d'abord à exprimer ma profonde reconnaissance à ma directrice de thèse, Mme TRIQUI SARI Lamia, Professeur à l'Université de Tlemcen, pour son accompagnement constant tout au long de ce parcours exigeant, marqué par de nombreuses années de travail, de doutes, mais aussi de progrès. Je la remercie chaleureusement pour le temps qu'elle m'a consacré, pour son engagement rigoureux, ses conseils éclairés tant sur le plan scientifique que personnel, ainsi que pour l'exemplarité dont elle a fait preuve, à la fois par ses qualités humaines, son intégrité et sa bienveillance en tant que femme, et par son professionnalisme, sa pédagogie et sa rigueur en tant qu'enseignante.

Je souhaite également exprimer ma profonde gratitude aux membres du jury pour l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant d'évaluer ce travail. Je remercie tout particulièrement Monsieur MIRI Sofiane, Professeur à l'Université de Tlemcen, pour avoir présidé ce jury. Mes remerciements vont aussi à Monsieur SOUIER Mehdi, Professeur à l'Université de Tlemcen, Madame BOUTIFOUR Zohra, Professeur à l'ENPO Oran, Monsieur DAHANE Mohammed, HDR à l'Université de Lorraine et Monsieur HASSAM Ahmed, MCB à l'Université de Tlemcen pour leurs remarques constructives, leur lecture attentive et leurs suggestions pertinentes, qui contribueront à enrichir cette recherche.

Je tiens à remercier très sincèrement mes parents pour leur amour inconditionnel, leur confiance et leurs prières, qui m'ont porté tout au long de ce chemin. Mon mari mérite également toute ma reconnaissance pour son soutien indéfectible, sa patience, ses encouragements et sa compréhension, même dans les moments les plus difficiles.

Un remerciement particulier va à mon frère Oussama, pour sa présence rassurante, ses conseils, sa disponibilité, et pour avoir toujours cru en moi.

À toutes celles et ceux qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de cette thèse, je vous adresse mes remerciements les plus sincères.

Asmaa Zohra DJAMA-MAAFA

*À mes parents,
À mon mari et mes enfants,
À mes frères et sœurs,
À tous ceux que j'aime et tous ceux qui m'aiment.*

Table des matières

Abstract	i
Remerciement	ii
Table des matières	iv
Liste des Figures	vii
Liste des Tableaux	viii
Introduction Générale	5
1 Définition des notions et concepts clés	6
1.1 Introduction	7
1.2 Chaîne logistique	8
1.3 La prise de décision	9
1.3.1 Niveaux de décision	10
1.3.2 Aide à la décision	11
1.3.3 Aide à la décision et gestion de l'incertitude	11
1.4 Importance d'une vision intégrée d'une chaîne logistique	12
1.5 Difficultés liées à l'optimisation de la performance d'une chaîne logistique	13
1.6 Les fondements de la production : concepts, systèmes et gestion	13
1.6.1 Concept de production	13
1.6.2 Système de production	14
1.6.3 Typologie des systèmes de production	15
1.6.4 Gestion de la production	16
1.7 Planification industrielle	19
1.7.1 Niveaux de planification	19
1.7.2 Interdépendance des niveaux de planification	21
1.7.3 Outils et méthodes de planification industrielle	22
1.8 Conclusion	37

2	État de l'art	38
2.1	Introduction	39
2.2	Problème de la planification de la production	40
2.3	Méthodes de résolution des problèmes de planification	41
2.4	CLSP avec heures supplémentaires	42
2.5	Intégration de la planification et de l'ordonnancement de la production .	43
2.6	Méthodes de résolution des problèmes intégrés de planification et d'ordon-	
	nancement de la production	45
2.6.1	Méthodes de décomposition	45
2.6.2	Méthodes globales ou full-space	45
2.7	Transitions temporelles dans la planification de la production	46
2.7.1	CLSP avec ordonnancement et setup carryover	47
2.7.2	Intégration conjointe du setup crossover et du setup carryover . .	48
2.8	Synthèse et contribution	50
2.9	Conclusion	51
3	Modèles avancés de lot-sizing : Planification de la production multi-	
	produits avec ressources hétérogènes, flexibilité de capacité et backlog-	
	ging	52
3.1	Problème de dimensionnement de lot avec des ressources parallèles non	
	identiques, des temps et des coûts de setup, et des coûts de lancement des	
	ressources.	54
3.1.1	Description du problème	54
3.1.2	Modélisation mathématique	55
3.1.3	Approches de résolution	57
3.1.4	Résultats	62
3.2	Planification de la production en tenant compte de la flexibilité des capa-	
	cités et le Backlogging	72
3.2.1	Description du problème	72
3.2.2	Modélisation mathématique	73
3.2.3	Approches de résolution	75
3.3	Conclusion	81
4	Intégration du lot sizing et de l'ordonnancement avec configurations de	
	transitions entre périodes	82
4.1	Introduction	83
4.2	Contexte de la recherche et de la contribution	84
4.3	Description du problème	87
4.4	Modélisation mathématique	88
4.4.1	Paramètres	89
4.4.2	Fonction objectif	90

4.4.3	Contraintes	91
4.5	Techniques de résolution	95
4.5.1	Métaheuristique Recuit Simulé révisée	96
4.6	Exploitation en milieu industriel	104
4.6.1	Données	104
4.6.2	Résultats	105
4.6.3	Évaluation comparative d'un modèle de planification intégré dans un contexte industriel réel	110
4.7	Conclusion	113
5	Intégration de la dimension énergétique dans la planification de la pro- duction	114
5.1	Introduction	115
5.2	Etat de l'art	116
5.3	Description du problème	119
5.4	Modélisation mathématique	120
5.4.1	Modèle de planification	120
5.4.2	Modèle énergétique	123
5.4.3	Modèle multi-objectifs	126
5.5	Méthode de résolution	128
5.5.1	Cadre applicatif et données réelles	128
5.5.2	Résolution des modèles	128
5.6	Conclusion	131
	Conclusion Générale	134
	Bibliography	144

Table des figures

1.1	Représentation d'un système logistique par Nakhla [1]	9
1.2	Système de production	15
1.3	Typologie des systèmes de production selon le processus technique	15
1.4	Typologie des systèmes de production selon les quantités produites . . .	16
1.5	Typologie des systèmes de production selon la relation avec le client . . .	16
1.6	Niveaux de planification	20
1.7	Interdépendance des niveaux de planification et enchainement des plan- nings. (Source : [2])	22
1.8	Formes de transition : Setup Carryover & Setup Crossover	29
1.9	Machine Unique	31
1.10	Machines Parallèles Identiques	31
1.11	Atelier à Cheminement Unique	32
1.12	Atelier à Cheminements Multiples	32
1.13	Atelier à Cheminement Libre	33
1.14	Algorithme du Recuit Simulé	36
4.1	Setup Carryover	85
4.2	Setup Crossover	85
4.3	Setup au début de la période sans lancement de la ligne de production .	85
4.4	Setup au début de la période avec lancement de la ligne de production après un temps idle	86
4.5	Setup pour le lancement du dernier produit avec lancement de la ligne de production après un temps idle	86
4.6	Les différentes étapes de la méthode proposée	97
4.7	Organigramme des transitions entre deux périodes consécutives	100
4.8	Le setup $x_{in_1m_1p_1}$ devient un setup $x_{ijm_1p_1}$ à l'intérieur de p_1	102
4.9	Le setup carryover $y_{n_1m_1p_1}$ devient un setup $w_{n_1jm_1p_1}$ pour un changement au début de p_1	102
4.10	Le setup crossover $z_{in_1m_1p_1}$ devient soit un setup $w_{jjm_1p_1}$ au début de p_1 avec un lancement de la ligne, soit un setup crossover $z_{ijm_1p_1}$ ou bien un setup $w_{ijm_1p_1}$ au début de p_1 avec un lancement de la ligne	102
4.11	Le setup $w_{n_1n_1m_1p_1}$ devient un setup $w_{n_1jm_1p_1}$ au début de p_1	102

4.12	Le setup $w_{in_1m_1p_1}$ devient soit un setup $w_{jjm_1p_1}$ soit un setup $w_{ijm_1p_1}$ au début de p_1	103
4.13	Le setup $w_{in_1m_1p_1}$ devient soit un setup carryover $y_{jm_1p_1}$, soit un setup $w_{ijm_1p_1}$ au début de p_1	103
4.14	Coûts totaux obtenus par CPLEX pour les trois configurations	107
4.15	Résultat de l'expérimentation avec 3 articles, 3 lignes de production et 3 périodes	107
4.16	Résultat de l'expérimentation avec 3 articles, 8 lignes de production et 3 périodes	107
4.17	Comparaison entre le plan de production établi par le planificateur et celui obtenu par notre modèle	112
5.1	Représentation du problème considéré	120
5.2	Plan optimal du modèle de planification classique	129
5.3	Plan optimal du modèle énergétique	129
5.4	Coûts totaux des trois modèles	130

Liste des tableaux

3.1	Comparaison entre les résultats de CPLEX et les résultats de la métaheuristique SA	64
3.2	Comparaison entre les résultats de CPLEX et les résultats de la métaheuristique SA	71
3.3	Demandes	77
3.4	Séquences de fonctionnement de la méthode de génération de solution initiale	77
3.5	Quantités de stocks et de backlog de la solution initiale	78
3.6	Quantités de stocks et de backlog de la solution initiale	78
3.7	Le plan de production de la solution de voisinage incluant les modifications apportées pour répondre à la demande en période 1	79
3.8	Le plan de production de la solution de voisinage incluant les modifications apportées pour répondre à la demande en période 2	79
3.9	La solution obtenue par le solveur CPLEX pour l'exemple 2	80
3.10	La solution obtenue par l'algorithme SA pour l'exemple 2	80
4.1	Results of the tests on CPLEX	106
4.2	Comparaison entre les résultats de Cplex et de l'algorithme SA	109
5.1	Plan optimal du modèle de planification classique	128
5.2	Plan optimal du modèle énergétique	128
5.3	Plan optimal du modèle multi-objectifs	129
5.4	Scénarios de pondération et plans de production obtenus	130
5.5	Plan de production P1	131
5.6	Plan de production P2	131
5.7	Plan de production P3	131

Introduction générale

Dans un contexte industriel en pleine mutation, marqué par la complexité croissante des chaînes logistiques, la volatilité des marchés et l'impératif de durabilité, la planification des systèmes de production devient un enjeu stratégique crucial pour maintenir la compétitivité des entreprises. Cette nécessité se traduit par le défi permanent d'optimiser l'utilisation des ressources, de satisfaire une demande de plus en plus exigeante et variable, tout en intégrant des contraintes économiques, opérationnelles et environnementales, ce qui requiert une approche globale associant rigueur stratégique, optimisation tactique et flexibilité opérationnelle pour concilier performance industrielle et responsabilité écologique.

Pour faire face à ces exigences, l'amélioration continue de la performance industrielle s'impose comme une nécessité. Celle-ci repose en grande partie sur une gestion efficace de la production, elle-même tributaire d'une organisation optimale du système manufacturier. Cela implique une affectation rigoureuse des opérations aux ressources humaines et matérielles disponibles, et une exploitation rationnelle de l'ensemble des capacités de production. Autrement dit, la performance globale d'une entreprise dépend étroitement de la qualité de l'ordonnancement de ses systèmes de production.

La planification de production constitue le cœur stratégique des systèmes industriels modernes, orchestrant avec précision les quantités à produire, les ressources à mobiliser et les délais à respecter selon différents horizons temporels. Structurée en trois niveaux interdépendants, stratégique (définition des orientations et capacités), tactique (plans directeurs alignés sur la demande) et opérationnel (programmes détaillés d'exécution), elle permet d'anticiper les besoins en matières premières, main-d'œuvre et capacités machines tout en évitant les écueils des surstocks ou ruptures d'approvisionnement. Cette mécanique bien huilée, lorsqu'elle est correctement implémentée, synchronise les flux physiques et informationnels, réduit les incertitudes et renforce la coordination inter-fonctions, devenant ainsi un levier déterminant pour maîtriser les coûts, satisfaire les clients et maintenir l'agilité organisationnelle.

Par ailleurs, les systèmes logistiques contemporains, caractérisés par leur complexité croissante (flux multi-produits, ressources partagées, contraintes capacitaires), souffrent encore d'une approche traditionnelle cloisonnée où le dimensionnement des lots (déterminant quoi et quand produire) et l'ordonnancement (définissant comment et sur quelle ressource produire) sont traités séparément, engendrant d'importantes inefficiences opérationnelles, des incohérences et des surcoûts ([3], [4]). De plus, la prise en compte des transitions entre périodes est particulièrement cruciale pour modéliser fidèlement le fonctionnement des systèmes industriels. Ces transitions, qu'il s'agisse de setup carryover (continuité de setup), setup crossover (partage de setup entre périodes) ou de relance après temps d'inactivité (temps idle), influencent directement les coûts, les temps de setup et l'utilisation des ressources. Néanmoins, les recherches menées dans cet axe se sont principalement

concentrées sur l'étude isolée du phénomène de setup carryover ([5] et [6]). Bien que des contributions récentes, notamment celles de Fiorotto et al. [7], Carvalho et Nascimento [8] et Behnamian et al. [9], aient initié une approche intégrée combinant simultanément setup carryover et setup crossover, cette perspective unifiée demeure encore insuffisamment explorée dans le champ académique. Plus fondamentalement, il apparaît que la majorité des travaux négligent systématiquement d'autres modalités transitionnelles critiques entre périodes de production, particulièrement les configurations impliquant des interruptions planifiées ou imprévues des lignes de production et leurs processus de redémarrage ultérieur. Cette omission théorique est d'autant plus surprenante que ces transitions particulières représentent des enjeux opérationnels majeurs dans de nombreux secteurs industriels.

Les interruptions de production, qu'elles soient dues à des maintenances planifiées, des reconversions de gamme complexes ou des incidents techniques, génèrent des dynamiques transitionnelles spécifiques marquées par des coûts fixes importants liés à la mise en température et au recalibrage des équipements, des délais de remise en régime significatifs, une augmentation des risques qualité pendant les phases transitoires et une surconsommation énergétique disproportionnée. Ces caractéristiques engendrent des impacts opérationnels multidimensionnels, affectant directement la performance économique par l'augmentation des coûts marginaux, réduisant l'efficacité productive du fait des temps perdus pendant les transitions, complexifiant la gestion des capacités par la nécessité de tampons temporels supplémentaires, et compromettant l'optimisation énergétique en raison des pics de consommation. Cette réalité industrielle souligne l'impérieuse nécessité d'intégrer précisément ces phénomènes transitionnels dans les modèles de planification et d'ordonnancement de la production.

À l'heure actuelle, la modélisation dominante tend à simplifier ces transitions complexes. Cette simplification théorique crée un fossé problématique entre les modèles académiques et les réalités industrielles. Ce déficit de modélisation limite considérablement la pertinence pratique des outils d'aide à la décision existants, particulièrement dans les contextes industriels où les arrêts/redémarrages représentent des enjeux économiques et techniques majeurs.

L'impact significatif des transitions entre périodes de production sur la performance industrielle, combiné à la nécessité de considérer simultanément les différentes configurations transitionnelles, incluant notamment les setups carryover, les setups crossover et les redémarrages post-interruption, nous a conduit à approfondir l'étude des problèmes de planification intégrant ces phénomènes complexes. Dans un premier temps, nous étions motivés par l'intégration simultanée des différentes configurations transitionnelles, en incorporant les spécificités des redémarrages après temps idle, assimilés aux contraintes de capacité, et aux différents coûts : coûts de changement de série, coûts de lancement des ressources et coûts de relance des produits au sein d'un même cadre modélisatoire.

Dans un second temps, nous avons abordé l'aspect énergétique où la durabilité devient

un impératif stratégique, les contraintes énergétiques s'imposent comme un enjeu majeur pour les industries. Ces contraintes se traduisent par la limitation de l'accès à des sources d'énergie fiables et abordables, la hausse continue des prix de l'énergie, ainsi que par les pressions réglementaires liées à la réduction des émissions polluantes. Elles obligent les entreprises à repenser leurs modes de production afin de réduire leur consommation énergétique. Répondre à ces exigences constitue non seulement un levier de performance économique, mais aussi un facteur clé de résilience face aux incertitudes des marchés énergétiques et aux enjeux environnementaux.

Conscients de la complexité combinatoire accrue induite par cette modélisation, nous avons conçu des modèles de programmation linéaire afin de formaliser rigoureusement les problèmes considérés. Toutefois, leur résolution exacte se heurte à des limites computationnelles, ces problèmes relevant de la classe des problèmes NP-difficiles. Pour surmonter cet obstacle, nous avons recours à des méthodes approchées, permettant d'explorer efficacement l'espace des solutions et d'atteindre des compromis de qualité en temps raisonnable.

Dans cette perspective, nous proposons une approche intégrée combinant plusieurs méthodes de résolution pour traiter les problèmes complexes de planification de la production et d'ordonnancement intégrés en environnement industriel contraint, qui permettent de représenter avec précision les différentes configurations transitionnelles (carryover, crossover, redémarrage post-interruption), ainsi que les contraintes liées à l'énergie, aux capacités et aux coûts associés. Pour faire face à la complexité croissante de ces systèmes, nous développons des algorithmes approchés fondés sur le recuit simulé et des techniques multi-objectifs telles que LP-metric, afin d'obtenir des solutions de qualité en un temps raisonnable. L'efficacité et la robustesse des modèles sont validées à travers des cas d'étude industriels réels, illustrant leur potentiel en termes de réduction des coûts de production, d'optimisation de la consommation énergétique et d'amélioration de la réactivité opérationnelle.

Les principaux objectifs de cette thèse se déclinent selon cinq axes fondamentaux, visant à concevoir des outils d'aide à la décision performants et adaptés aux réalités industrielles complexes :

- L'étude et la formalisation de modèles intégrés de planification, combinant de manière cohérente le dimensionnement des lots de production et les décisions d'ordonnancement. Cette approche d'intégration horizontale vise à dépasser les méthodes traditionnelles fragmentées, en proposant une modélisation unifiée qui permet de prendre simultanément en compte les décisions tactiques et opérationnelles, afin de réduire les inefficacités et améliorer la synchronisation des flux.
- La modélisation fine des transitions entre périodes de production, à travers l'intégration exhaustive de différentes configurations transitionnelles telles que les setups carryover, setups crossover et les redémarrages post-interruption. L'objectif est d'étudier l'impact combiné de ces transitions sur les contraintes de capacité, les

coûts de changement de série, les coûts de mobilisation des ressources, ainsi que les processus de relance produit. Un accent particulier est mis sur la représentation réaliste des transitions industrielles, souvent négligées dans les modèles classiques.

- Le développement de modèles multi-objectifs pour la planification de la production, intégrant simultanément les dimensions économiques (coûts de production, stockage, setup) et environnementales (consommation énergétique). Ces modèles chercheront à établir un compromis optimal entre ces objectifs souvent conflictuels, et à fournir aux décideurs des solutions robustes et adaptables.
- La conception et la mise en œuvre de méthodes de résolution adaptées à la complexité du problème, combinant des approches exactes (programmation linéaire en nombres entiers), des méta-heuristiques (recuit simulé) et des techniques d'optimisation multi-critères (telles que l'approche LP-metric).
- La validation expérimentale des modèles développés sur des cas d'étude industriels réels, afin d'évaluer leur applicabilité concrète, leur efficacité en termes de performance économique, leur flexibilité opérationnelle et leur impact sur la durabilité des systèmes logistiques.

Cette thèse est structurée autour de cinq chapitres progressifs et complémentaires, chacun explorant un aspect clé de cette problématique, depuis les fondements théoriques jusqu'à des modèles avancés intégrant des considérations énergétiques.

Le Chapitre 1 présente les notions essentielles de la planification logistique, en établissant un cadre conceptuel pour comprendre les enjeux abordés dans la thèse. Il propose d'abord une vue d'ensemble de la chaîne logistique, de ses acteurs et de ses processus, en insistant sur le rôle de la prise de décision à différents niveaux. Il aborde ensuite les principes de la planification industrielle, ses outils, méthodes et approches de résolution, afin d'identifier les défis à relever et les leviers d'amélioration.

Le Chapitre 2 dresse un état de l'art sur la planification et l'ordonnancement intégrés des systèmes logistiques. Il présente les approches existantes en planification, puis celles combinant planification et ordonnancement, en mettant l'accent sur les méthodes d'optimisation (modèles mathématiques, heuristiques, métaheuristiques). Une attention particulière est portée aux modèles intégrant des transitions entre périodes.

Le Chapitre 3 traite de la planification de la production dans des contextes industriels complexes, avec l'objectif d'optimiser l'utilisation des ressources tout en satisfaisant la demande et en réduisant les coûts. Il s'intéresse à un problème multi-produits, multi-périodes avec ressources parallèles, intégrant coûts de setup, temps de setup et lancement des lignes. Deux volets sont abordés : le dimensionnement de lot avec ressources hétérogènes, et l'optimisation des modes de fonctionnement (régulier ou avec heures supplémentaires), incluant la gestion du backlogging. Des modèles mathématiques et une métaheuristique par recuit simulé sont proposés et testés sur des cas réels et simulés, afin de fournir des outils d'aide à la décision performants.

Le Chapitre 4 met l'accent sur le problème intégré de dimensionnement de lots et d'or-

donnancement. Le travail aborde des environnements complexes incluant des produits multiples, des ressources parallèles non identiques, des temps de changement dépendants de la séquence, et différents types de transitions, notamment en cas d'arrêts de production. L'objectif est de proposer un modèle de planification tenant compte des coûts associés (setup, lancement, stockage, redémarrage) pour optimiser la production dans des contextes industriels contraints. Le chapitre décrit le contexte, le modèle mathématique, les méthodes de résolution, et une application industrielle illustrant l'efficacité de l'approche.

Le Chapitre 5 aborde un enjeu critique des systèmes industriels modernes : l'intégration des coûts énergétiques dans la planification de la production. Face à l'augmentation de la demande énergétique et aux pressions environnementales, ce chapitre propose une approche multi-objectifs (méthode LP-metric) pour concilier performance économique et efficacité énergétique, contribuant ainsi à une production plus durable.

Finalement, nous présentons une conclusion pour clôturer la thèse, ainsi que des perspectives qui serviront comme orientations et repères pour de futures recherches.

Chapitre 1

Définition des notions et concepts clés

1.1 Introduction

Ce chapitre introduit les concepts fondamentaux liés à la planification des systèmes logistiques. Il établit un cadre conceptuel essentiel pour la compréhension des problématiques abordées dans cette thèse.

Une première section permet de fournir une compréhension globale et structurée de la chaîne logistique, en mettant en lumière ses différents maillons, les processus qui les relient, ainsi que les méthodes de gestion mobilisées pour assurer son bon fonctionnement. Cette introduction permettra de situer les problématiques spécifiques traitées dans ce travail qui vise à explorer les principales techniques de gestion mobilisées pour garantir l'efficacité, la coordination et la réactivité de l'ensemble des opérations. Une attention particulière sera portée à la prise de décision à différents niveaux (stratégique, tactique, opérationnel), et à son rôle central dans la performance globale de la chaîne. La gestion de la production y sera abordée plus spécifiquement, en lien avec les contraintes logistiques et les objectifs de performance.

La deuxième section s'intéressera ensuite aux notions clés de la planification industrielle, notamment les différents niveaux de planification, les outils et méthodes existants, ainsi que les approches de résolution, afin de mieux comprendre les défis liés à leur résolution et les stratégies développées pour les surmonter.

Partie 1 : Définitions générales et concepts de base

Dans le cadre de cette étude, nous allons aborder plusieurs notions clés liées à la chaîne logistique et à la gestion de la production. Nous commencerons par définir le système logistique et le rôle central de la prise de décision. L'importance d'une vision intégrée de la chaîne logistique sera ensuite mise en avant, ainsi que les difficultés rencontrées pour optimiser sa performance. Enfin, nous explorerons les fondements de la gestion de la production, en précisant le concept de production ainsi que les typologies des systèmes de production.

1.2 Chaîne logistique

La logistique est un terme d'origine grecque qui signifiait "science du calcul". À l'origine, il était utilisé dans le domaine militaire. Antoine-Henri Jomini a donné une définition du terme "logistique" dans son ouvrage intitulé Précis de l'art de la guerre (1838), où il la décrit comme "l'art pratique de déplacer des armées". Selon Jomini, la logistique englobe un large éventail de fonctions liées au déplacement et au soutien des forces militaires, notamment la planification, l'administration, l'approvisionnement, le cantonnement et les camps, la construction de ponts et de routes, ainsi que la reconnaissance et le renseignement, dans la mesure où ils sont liés aux manœuvres en dehors du champ de bataille [10]. L'accent était mis initialement sur l'optimisation des flux physiques.

Le concept de logistique a évolué progressivement dans le temps, avec la révolution industrielle, les flux de matières premières et de produits finis se sont intensifiés. Les entreprises ont commencé à adopter une gestion plus systématique des stocks, du transport et du stockage. C'est ici que le système logistique a émergé pour désigner les réseaux complexes reliant production et distribution [11].

À partir des années 1960, les chercheurs et les praticiens ont commencé à reconnaître que la gestion des flux devait aller au-delà des limites de l'entreprise individuelle. Le concept de "Supply Chain Management" (SCM) : management de chaîne logistique, a émergé pour intégrer les activités logistiques et non logistiques (marketing, finances) [12].

Une définition a été donnée au supply chain par Chopra et Meindl : "Une chaîne logistique comprend toutes les parties impliquées, directement ou indirectement, dans la satisfaction d'une demande client. La chaîne logistique inclut non seulement le fabricant et les fournisseurs, mais également les transporteurs, les entrepôts, les détaillants, et même les clients eux-mêmes. Au sein de chaque organisation, comme un fabricant, la chaîne logistique englobe toutes les fonctions impliquées dans la réception et la satisfaction d'une demande client. Ces fonctions incluent, sans s'y limiter, le développement de nouveaux produits, le marketing, les opérations, la distribution, la finance et le service client." [13]. L'objectif principal d'une chaîne logistique est de maximiser la valeur globale qu'elle génère. Cette valeur correspond à la différence entre la perception du client sur la valeur du produit final et les coûts engagés pour répondre à sa demande. Dans un contexte commercial, cette valeur est étroitement liée à la rentabilité de la chaîne logistique, éga-

lement appelée surplus logistique, qui représente la différence entre les revenus générés par le client et l'ensemble des coûts supportés par la chaîne logistique [13].

Un système logistique est donc l'ensemble organisé des activités, des processus et des ressources mis en œuvre pour planifier, gérer et optimiser les flux physiques (matières premières, produits en cours de fabrication et produits finis) et les flux d'informations associés, tout au long de la chaîne logistique, depuis les fournisseurs jusqu'aux clients finaux. La production y joue un rôle clé en tant qu'étape centrale où les matières premières et composants sont transformés en produits finis.

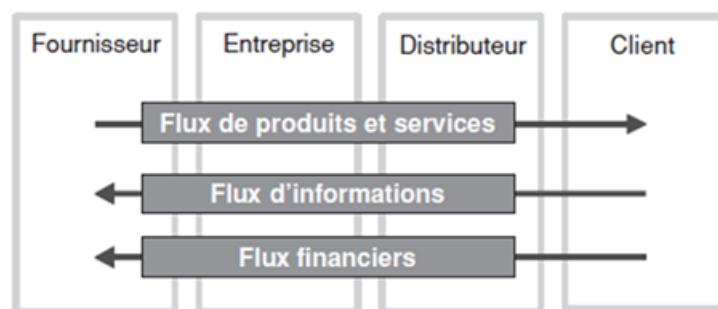


Figure 1.1 – Représentation d'un système logistique par Nakhla [1]

Le rôle d'un système logistique est de créer une coordination optimale entre ces différentes activités pour maximiser la satisfaction client tout en minimisant les coûts opérationnels. Cela nécessite une vision globale de la chaîne logistique et l'utilisation d'outils d'aide à la décision, souvent basés sur des technologies modernes telles que les systèmes d'information logistique ou les logiciels ERP (Enterprise Resource Planning).

De plus, dans un contexte actuel marqué par la mondialisation, la digitalisation et les préoccupations environnementales, le système logistique intègre de nouvelles dimensions, comme la durabilité (réduction des émissions de CO₂), la flexibilité face aux imprévus, et l'efficacité énergétique.

1.3 La prise de décision

Dans ce qui suit, nous allons développer les notions essentielles liées à la prise de décision dans un contexte logistique et organisationnel. Nous commencerons par présenter les différents niveaux de décision, allant du stratégique à l'opérationnel. Ensuite, nous aborderons les outils d'aide à la décision, indispensables pour orienter les choix dans des environnements complexes. Enfin, une attention particulière sera portée à la gestion de l'incertitude, en distinguant trois types d'univers décisionnels : l'univers certain, l'univers aléatoire, et l'univers incertain.

1.3.1 Niveaux de décision

Dans la gestion des systèmes logistiques, la prise de décisions joue un rôle crucial dans la vitalité et le succès d'une chaîne logistique. Les décisions sont généralement classées en trois niveaux hiérarchiques : *stratégique, tactique et opérationnel*. Chaque niveau correspond à un horizon temporel spécifique et à un type de décision différent, allant des orientations à long terme aux actions quotidiennes.

1.3.1.1. Niveau Stratégique

Le niveau stratégique concerne les décisions à long terme qui définissent la structure globale du système logistique. Ces décisions sont prises en tenant compte des objectifs stratégiques de l'entreprise, tels que la réduction des coûts, l'amélioration du service client et l'augmentation de la compétitivité [13]. Elles portent sur les relations entre l'entreprise et son environnement et nécessitent des analyses approfondies ainsi que des investissements importants, car leurs impacts s'étendent sur plusieurs années. Ces décisions incluent :

- La conception du réseau logistique : localisation des usines, entrepôts et centres de distribution.
- Le choix des fournisseurs et partenaires : sélection des sources d'approvisionnement pour garantir la qualité et la disponibilité.
- Les politiques d'intégration et de durabilité : adoption de pratiques respectueuses de l'environnement et intégration verticale ou horizontale pour améliorer la coordination.

1.3.1.2. Niveau tactique

Le niveau tactique est orienté vers le moyen terme et vise à optimiser l'utilisation des ressources existantes. Ces décisions sont moins permanentes que celles du niveau stratégique, mais elles influencent directement la performance opérationnelle. Par exemple, la planification de la production peut réduire les coûts tout en respectant les délais de livraison [14]. Parmi les décisions à ce niveau, on retrouve :

- La gestion des stocks : détermination des niveaux de stock de sécurité et des politiques de réapprovisionnement.
- La planification de la production et de la distribution : allocation des capacités de production, gestion des flux entre les sites et planification des expéditions.
- La négociation des contrats : fixation des termes avec les fournisseurs et les transporteurs.

1.3.1.3. Niveau Opérationnel

Le niveau opérationnel concerne les décisions quotidiennes ou à court terme, qui se concentrent sur l'exécution des plans tactiques. Ce niveau exige une grande réactivité et

une capacité à résoudre les problèmes en temps réel pour garantir la fluidité des opérations et la satisfaction des clients [15]. Ces décisions incluent :

- La gestion des commandes : traitement, préparation et expédition des commandes.
- La gestion des transports : optimisation des itinéraires et des moyens de transport pour minimiser les coûts et les délais.
- La gestion des retours : traitement des retours clients et des produits défectueux.

Bien que ces trois niveaux soient distincts, ils sont interconnectés. Une mauvaise décision stratégique peut limiter les options au niveau tactique, tandis qu’une exécution inefficace des opérations peut compromettre les objectifs à long terme. Par conséquent, une intégration harmonieuse entre ces niveaux est cruciale pour assurer la performance globale du système logistique [16].

1.3.2 Aide à la décision

Les outils d’aide à la décision jouent un rôle essentiel dans le processus décisionnel en offrant aux décideurs une vision plus approfondie et structurée des informations disponibles. Ils s’appuient sur des approches mathématiques et statistiques pour modéliser les données et optimiser les choix stratégiques. Généralement intégrés dans des solutions informatiques, ces outils prennent la forme de systèmes interactifs d’aide à la décision, de logiciels de gestion ou encore de systèmes experts capables d’analyser de vastes ensembles de données [17].

Avec l’essor du big data, les entreprises se tournent de plus en plus vers l’exploration des données, ou data mining, afin d’extraire des informations pertinentes et de détecter des schémas cachés au sein de volumes massifs de données. Cette approche trouve des applications variées selon les secteurs d’activité. Dans le domaine bancaire, par exemple, elle permet d’évaluer le risque des emprunteurs et d’optimiser l’octroi de crédits. En marketing, ces techniques sont utilisées pour segmenter la clientèle et proposer des offres personnalisées en fonction des habitudes d’achat, renforçant ainsi l’efficacité des stratégies commerciales.

1.3.3 Aide à la décision et gestion de l’incertitude

Les outils d’aide à la décision varient en fonction du degré d’incertitude associé aux variables influençant le processus décisionnel. Selon le niveau de connaissance des alternatives et de leurs conséquences, on distingue plusieurs univers décisionnels [17] :

1.3.3.1. Univers certain

Dans cet environnement, toutes les actions possibles ainsi que leurs résultats sont parfaitement connus à l’avance, et les décisions se fondent sur une modélisation déterministe, sans prise en compte d’aléas extérieurs. Parmi les méthodes couramment utilisées dans ce cadre, on retrouve les méthodes d’ordonnancement, avec des techniques comme le réseau PERT (Program Evaluation and Review Technique) ou le MPM (Méthode des

Potentiels Métra) qui permettent d’optimiser la planification des tâches dans un projet, la programmation linéaire qui est utilisée pour résoudre des problèmes d’optimisation avec des contraintes définies, ainsi que les méthodes d’actualisation telles que la valeur actuelle nette (VAN), qui permettent d’évaluer la rentabilité des investissements en tenant compte de la valeur temporelle de l’argent.

1.3.3.2. Univers aléatoire

Dans ce cas, les différentes alternatives sont connues, mais leur réalisation dépend d’événements dont les probabilités sont quantifiables, et la prise de décision repose alors sur des approches probabilistes, incluant les calculs statistiques, utilisés pour analyser les tendances et prévoir les résultats en fonction des données passées, ainsi que les calculs de probabilité, appliqués pour évaluer les risques et déterminer les choix optimaux en fonction des probabilités associées à chaque scénario.

1.3.3.3. Univers incertain

Ici, les variables influençant la décision ne sont ni maîtrisées ni quantifiables sous forme de probabilités ; il s’agit d’un contexte où le décideur doit raisonner en fonction de stratégies alternatives et de principes d’optimisation face à l’inconnu. Les outils adaptés comprennent la théorie des jeux, employée pour analyser les interactions stratégiques entre plusieurs acteurs aux objectifs divergents, les méthodes de comparaison, telles que la règle du maximin (choisir l’alternative minimisant les pertes maximales) ou du maximax (choisir l’alternative offrant le meilleur gain potentiel), ainsi que la méthode du regret minimax, qui vise à minimiser le risque de regret en sélectionnant l’option dont le pire scénario reste le plus acceptable.

Ainsi, la sélection des outils d’aide à la décision repose sur une analyse préalable du degré d’incertitude, permettant d’adopter la méthodologie la plus appropriée pour guider le processus décisionnel.

1.4 Importance d’une vision intégrée d’une chaîne logistique

Une vision intégrée de la chaîne logistique revêt une importance cruciale par rapport à une approche individuelle, où chaque maillon opère de manière isolée, car elle favorise une synergie entre les différents acteurs, optimise les processus et maximise la valeur globale [18]. Contrairement à une vision fragmentée, qui engendre des silos, des inefficacités et des conflits d’intérêts, une approche intégrée améliore la coordination, réduit les coûts globaux en éliminant les redondances et les gaspillages, et renforce la satisfaction client grâce à une meilleure réactivité et une réduction des erreurs. Elle offre également une flexibilité accrue pour s’adapter aux fluctuations du marché et aux perturbations externes, tout en assurant une visibilité et une traçabilité optimales sur l’ensemble de la chaîne. En outre, une vision intégrée stimule l’innovation par une circulation fluide de l’information et l’adoption de technologies avancées, tout en renforçant la gestion des risques et en soutenant des pratiques durables. Une chaîne logistique intégrée constitue donc, un levier stratégique

pour améliorer la compétitivité, la résilience et la performance globale de l'entreprise, tout en répondant aux exigences croissantes des marchés et des parties prenantes [19], [20], [21]. Une question essentielle à considérer est la suivante : Comment assurer l'intégration au sein de la chaîne logistique pour optimiser la performance globale du système ? différentes approches d'intégration de la planification et de l'ordonnancement sont détaillées dans le chapitre suivant.

1.5 Difficultés liées à l'optimisation de la performance d'une chaîne logistique

L'adoption d'une vision globale des systèmes logistiques, à travers l'intégration des problématiques à l'intérieur et entre les différents niveaux de décisions, constitue un levier essentiel pour optimiser la performance de la chaîne logistique et renforcer sa compétitivité sur le marché. Cette optimisation représente un défi complexe en raison de plusieurs difficultés intrinsèques et extrinsèques. La modélisation d'un système logistique est complexe en raison de la nécessité de définir acteurs, entités, activités et interactions, avec des règles de gestion parfois difficiles à établir et un recueil de données long et ardu. La complexité algorithmique est un autre obstacle, car de nombreux modèles classiques relèvent de problèmes NP-difficiles. La taille des systèmes, souvent vaste, complique leur résolution, tandis que l'incertitude croît avec l'horizon temporel des décisions, rendant essentielle l'adaptabilité face aux variations de la demande et de l'environnement économique. Le degré de finesse des modèles est également un enjeu, car les décisions nécessitent une agrégation plus ou moins fine des données selon les objectifs visés. De plus, l'évaluation de la compétitivité repose sur des critères parfois contradictoires, comme la minimisation des coûts et la maximisation du service client, rendant leur mesure complexe. Enfin, la gestion des risques, qu'il s'agisse de pannes, de maintenance ou de résilience face aux catastrophes, est un facteur clé pour assurer la robustesse du système logistique [18].

1.6 Les fondements de la production : concepts, systèmes et gestion

La production constitue un élément clé des systèmes logistiques et industriels. Cette partie présente les concepts fondamentaux liés à la production, les caractéristiques des systèmes de production, ainsi que leur typologie.

1.6.1 Concept de production

La production désigne le processus de création de biens et de services qui répondent aux besoins humains et possèdent une utilité économique, c'est-à-dire une valeur d'échange. Ce concept met en avant le fait que les consommateurs privilégient les produits facilement accessibles, abordables et conformes à leurs attentes en termes de qualité et de délais de livraison. Pour les entreprises, cela implique une nécessité d'optimiser les processus de production afin de garantir une efficacité maximale, une maîtrise des coûts et un niveau

de qualité élevé, tout en respectant les délais promis [22]. L'atteinte de cet équilibre repose sur la gestion rigoureuse de plusieurs facteurs essentiels, notamment :

- *Les coûts des intrants* : Le prix des matières premières, de la main-d'œuvre et des autres ressources de production influence directement le coût final du produit. Une gestion efficace des approvisionnements et des coûts est donc primordiale pour rester compétitif.
- *La relation entre intrants et extrants* : L'efficacité avec laquelle les ressources sont transformées en produits finis joue un rôle clé. L'amélioration des techniques de production, la réduction des pertes et l'adoption de technologies avancées permettent d'accroître la productivité tout en diminuant les coûts.

En gérant ces éléments de manière stratégique, les producteurs peuvent s'assurer que leurs offres restent attractives sur le marché, répondant aux attentes des consommateurs tout en préservant leur rentabilité et leur pérennité.

1.6.2 Système de production

Plusieurs définitions ont été données au système de production dans la littérature scientifique. Kiran [22] donne une définition générale d'un système de production comme un ensemble structuré de moyens humains, techniques et organisationnels mis en œuvre par une entreprise pour transformer des ressources (matières premières, informations, compétences) en biens ou services répondant à la demande du marché. Il repose principalement sur :

- *Des objectifs précis* : satisfaire les besoins des clients tout en optimisant l'efficacité opérationnelle et économique.
- *Intrants limités*
- *Des méthodes et procédures définies* : une coordination des éléments (machines, personnel, processus) et des fonctions (planification, contrôle, logistique) pour assurer la fabrication des produits ou la prestation de services attendus.
- *Interdépendance avec d'autres systèmes* : Interaction constante avec les systèmes marketing (demande clients), finance (budgets, coûts) et Ressources Humaines (compétences).
- *Boucle de rétroaction (feedback)* : Mécanismes de contrôle et d'amélioration continue basés sur les performances mesurées (productivité, qualité, délais).

Son rôle est d'assurer un flux continu de production aligné sur les commandes clients, tout en garantissant la performance et la rentabilité.

Un système de production typique peut être représenté par la figure 1.2 .

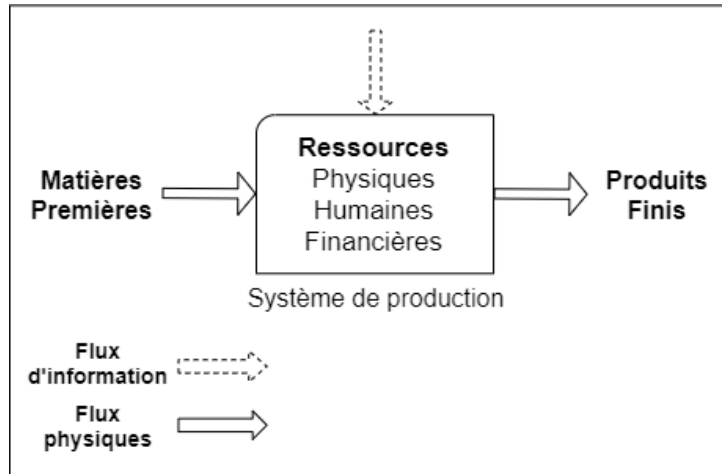


Figure 1.2 – Système de production

1.6.3 Typologie des systèmes de production

Les systèmes de production peuvent être classés selon différentes typologies, en fonction de différents facteurs [17] tels que le processus technique, les quantités produites ou la relation avec le client.

Selon le processus technique, un système de production peut être en continu ou en discontinu (Figure 1.3). Dans un système de production en continu, les opérations de production ne doivent pas être interrompues pour des causes techniques, souvent utilisé pour des produits homogènes. Contrairement au système de production en discontinu, la fabrication peut être interrompue du fait qu'elle soit réalisée par stades successifs.

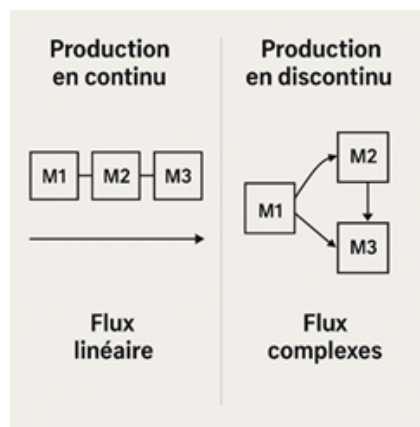


Figure 1.3 – Typologie des systèmes de production selon le processus technique

Les systèmes de production peuvent être classés selon les quantités produites, en système de production à l'unité où les produits sont uniques et à valeur élevée, en système de production par lots où la production se fait en lots de groupes de produits identiques ou similaires en petit nombre, et en système de production en masse où la production est caractérisée par une standardisation des produits et une grande quantité (Figure 1.4).

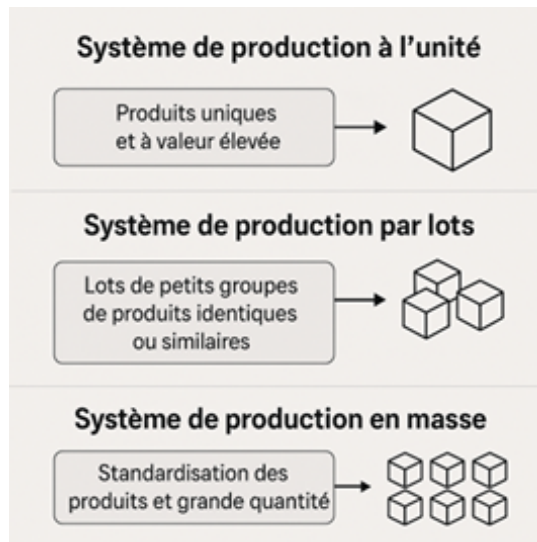


Figure 1.4 – Typologie des systèmes de production selon les quantités produites

Selon la relation client, on distingue les systèmes de production à la commande ou pour le stock (Figure 1.5). Une production s’effectue à la commande lorsque tout ou partie de la fabrication est déclenché par la commande ferme d’un client. Une production pour stock est déclenchée par l’anticipation d’une demande solvable sur un produit pour être stocké.

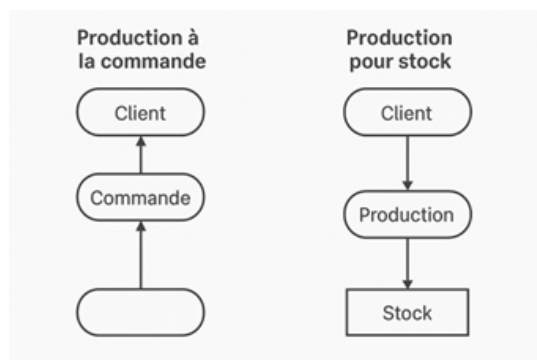


Figure 1.5 – Typologie des systèmes de production selon la relation avec le client

1.6.4 Gestion de la production

La perception de la gestion de la production a considérablement évolué au fil du temps, passant d’une fonction technique à un élément central de la stratégie de l’entreprise. Cette transformation s’explique par l’évolution des conditions de compétitivité économique, qui ont traversé trois phases principales depuis le milieu du XXe siècle [23].

La première phase est caractérisée par une forte croissance économique où la demande dépasse l’offre. Les entreprises bénéficient de marges confortables et se concentrent sur la production de masse. Cette période est marquée par une production en grandes séries, des stocks tampons entre les postes de travail, des délais de production fixés par le cycle de fabrication, et une gestion simple et souvent manuelle. L’objectif principal était de

produire en grande quantité pour répondre à une demande excédentaire [23].

Dans la deuxième phase où l'offre et la demande s'équilibrent, le client a le choix entre plusieurs fournisseurs. Les entreprises doivent alors produire en fonction des prévisions commerciales, maîtriser les coûts de production, gérer les stocks et les approvisionnements, et fixer des échéances précises. La priorité était de produire ce qui sera vendu, en s'adaptant aux attentes du marché [23].

Dans la troisième phase où l'offre dépasse la demande et la concurrence devient féroce, les entreprises doivent répondre à des exigences accrues en termes de coûts, qualité, diversification des produits et délais. Les entreprises doivent désormais produire ce qui est déjà vendu, en intégrant des stratégies industrielles sophistiquées et en résolvant des contradictions (par exemple, entre qualité et coûts) [23].

La gestion de la production peut être défini comme l'ensemble des activités et des processus visant à organiser, coordonner et optimiser les opérations de fabrication dans le but de transformer des matières premières ou des composants en produits finis. Elle constitue une fonction clé dans toute organisation industrielle, car elle est directement liée à la satisfaction des besoins des clients, à la maîtrise des coûts et à l'efficacité globale de l'entreprise [15] [24] [25]. La gestion de la production implique une prise de décision sur plusieurs niveaux :

- *Planification* : Déterminer quoi produire, en quelles quantités, à quel moment, et avec quelles ressources, en fonction de la demande prévue.
- *Organisation* : Affecter les ressources (machines, main-d'œuvre, matières premières) aux différentes étapes de la production.
- *Exécution et contrôle* : Suivre l'avancement des activités, identifier les écarts par rapport aux plans initiaux, et mettre en œuvre des actions correctives si nécessaire.
- *Amélioration continue* : Optimiser les processus de fabrication pour augmenter la productivité, réduire les coûts, et minimiser les impacts environnementaux.

Objectifs de la gestion de la production

D'après la littérature [15] [24] [25], les principaux objectifs de la gestion de la production sont les suivants :

- La satisfaction de la demande en produisant les quantités nécessaires tout en respectant les délais et en garantissant la qualité des produits.
- L'efficacité des ressources par la maximisation de l'utilisation des ressources disponibles et la minimisation des pertes et des gaspillages.
- La maîtrise des coûts à travers l'optimisation des processus et la réduction des dépenses afin de rester compétitif.
- La qualité en visant le maintien des standards élevés pour répondre aux exigences des clients et aux réglementations.
- La flexibilité en permettant une adaptation rapide aux changements de la demande

ou des conditions de marché.

- L'innovation en renouvelant fréquemment les produits pour suivre les tendances du marché.

Partie 2 : Planification industrielle des systèmes logistiques

Dans cette partie, nous allons aborder les notions fondamentales liées à la planification industrielle. Nous commencerons par présenter les différents niveaux de planification, de la planification stratégique à la planification opérationnelle, en mettant en évidence leur interdépendance. Nous poursuivrons avec les outils et méthodes utilisés en planification industrielle, notamment le MRP (Material Requirements Planning), qui permet de déterminer les besoins en matières premières et composants.

Enfin, nous explorerons les enjeux d'optimisation et de modélisation dans ce domaine, ainsi que les méthodes de résolution adaptées à la complexité croissante des systèmes industriels.

1.7 Planification industrielle

La planification industrielle représente une démarche stratégique visant à concevoir et à ajuster une série de plans interconnectés, tels que ceux relatifs aux ventes, à la production, aux approvisionnements et à la gestion financière. Son objectif principal est d'assurer une coordination optimale entre les ressources disponibles (l'offre) et les besoins du marché (la demande) à chaque étape de la chaîne logistique, et ce, de manière continue. Cette approche permet de minimiser les déséquilibres, d'anticiper les fluctuations et de garantir une gestion efficace des flux de matières, d'informations et de capitaux, tout en répondant aux exigences des clients et aux contraintes opérationnelles.

1.7.1 Niveaux de planification

La planification des activités d'une entreprise s'organise à plusieurs échelons, chacun correspondant à un degré de précision et à un horizon temporel spécifique (Figure 1.6). Ces niveaux de planification permettent de structurer les actions de l'entreprise en fonction de ses objectifs stratégiques, tactiques et opérationnels.

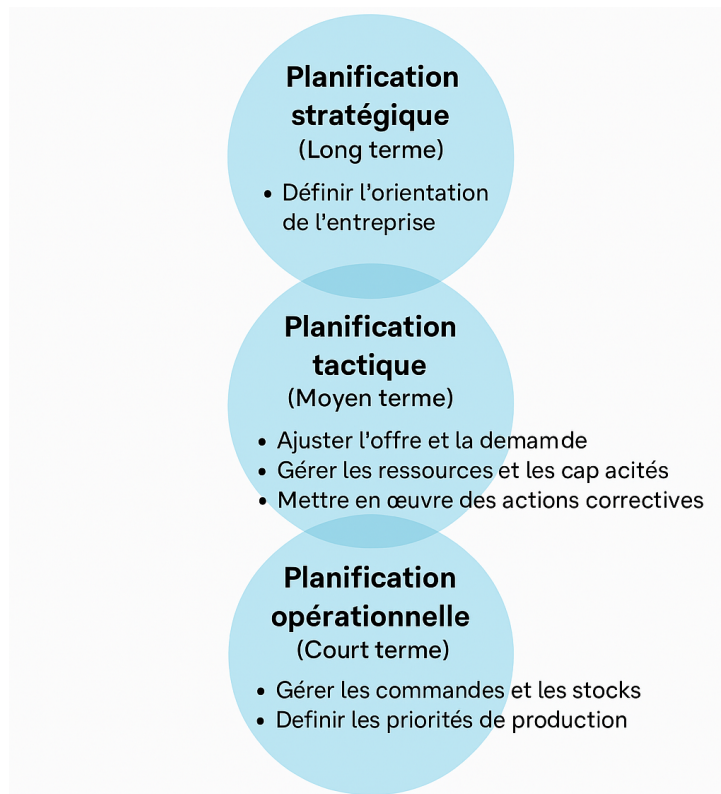


Figure 1.6 – Niveaux de planification

1.7.1.1. Planification à long terme (planification stratégique)

La planification à long terme, également appelée planification stratégique, s'étend sur une période de 2 à 5 ans. Elle définit les orientations fondamentales de l'entreprise et les décisions structurantes qui influenceront son avenir. Parmi les éléments clés de cette planification figurent l'identification des marchés à conquérir ou à consolider, le développement ou la maîtrise de nouvelles technologies, l'augmentation des capacités de production pour répondre à la croissance anticipée, la fixation d'objectifs financiers, tels que le chiffre d'affaires et les marges bénéficiaires à atteindre [2].

À ce stade, la direction générale élabore un plan stratégique global, qui sert de feuille de route pour l'ensemble de l'organisation. Ce plan repose sur des prévisions commerciales agrégées, souvent par familles de produits, et doit être en adéquation avec la vision et les ambitions de l'entreprise. Il guide également les stratégies de production, de financement et de commercialisation, en veillant à leur cohérence mutuelle [2].

1.7.1.2. Planification à moyen terme (planification tactique)

La planification à moyen terme, ou planification tactique, couvre un horizon de 3 à 18 mois. Elle se concentre sur la mise en œuvre des objectifs stratégiques à travers des actions concrètes et mesurables. Ses principales missions incluent la formalisation des objectifs annuels, l'élaboration de plans opérationnels interdépendants pour les différents services (production, achats, logistique, etc.), l'analyse et l'optimisation des ressources critiques (humaines, matérielles, financières) pour garantir la réalisation des objectifs fixés [2].

À ce niveau, le plan industriel et commercial (PIC) et le plan directeur de production (PDP) sont établis. Ces plans s'appuient sur les prévisions commerciales, le carnet de commandes existant et les orientations du plan stratégique. Le PIC spécifie, par famille de produits et par période, les prévisions de ventes et les niveaux de stocks attendus. Le PDP, à son tour, détaille l'information issue du PIC par produit et par période. La planification tactique est un levier essentiel pour piloter l'entreprise de manière efficace. Elle doit être réalisée de manière récurrente, généralement chaque mois, afin de s'adapter aux évolutions du marché et aux contraintes internes [2].

1.7.1.3. Planification à court terme et à très court terme (planification opérationnelle)

La planification à court terme, aussi appelée planification opérationnelle ou ordonnancement, concerne un horizon allant de quelques jours à un mois. Elle se situe au cœur des activités quotidiennes de l'entreprise et vise à optimiser l'utilisation des ressources pour répondre à la demande immédiate. Ses principales caractéristiques sont : la gestion des commandes en cours et leur allocation aux différentes unités de production, le déploiement optimal des ressources (machines, personnel, matières premières) pour maximiser l'efficacité opérationnelle, et l'élaboration de plans directeurs à court terme, basés sur le carnet de commandes et alignés avec le plan directeur de production moyen terme [2]. Cette planification opérationnelle est cruciale pour assurer la réactivité de l'entreprise face aux imprévus et pour maintenir un niveau de service élevé. Elle repose sur une étroite coordination entre les différents services et une gestion fine des priorités [2].

1.7.2 Interdépendance des niveaux de planification

Les trois niveaux de planification (stratégique, tactique et opérationnel) sont étroitement liés. Les décisions prises à un niveau influencent directement les autres, créant ainsi une chaîne de cohérence indispensable au bon fonctionnement de l'entreprise. Par exemple et comme illustré dans la figure 1.7, les objectifs fixés dans le plan stratégique guident les actions tactiques, qui elles-mêmes déterminent les priorités opérationnelles. Cette interdépendance nécessite une communication fluide entre les différents échelons de l'organisation et une révision régulière des plans pour s'adapter aux changements internes et externes.

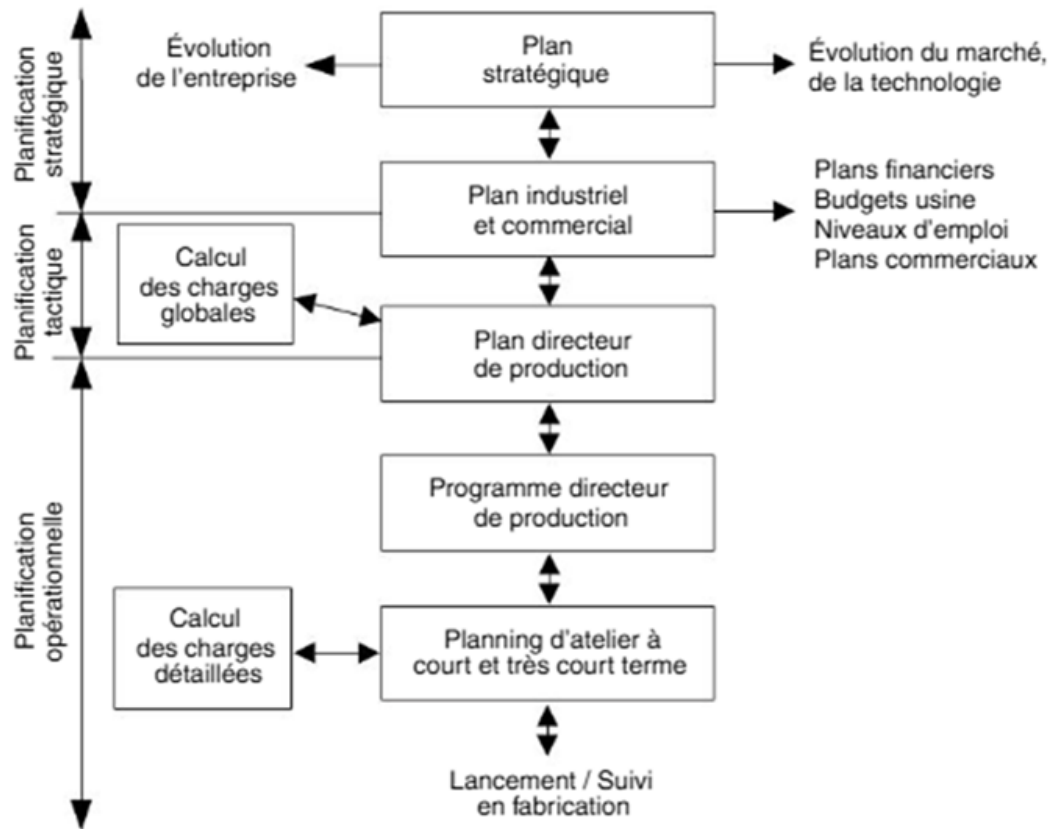


Figure 1.7 – Interdépendance des niveaux de planification et enchainement des plans. (Source : [2])

1.7.3 Outils et méthodes de planification industrielle

Les méthodes et outils de planification industrielle ont évolué au fil du temps pour mieux répondre aux défis liés à la gestion de la production. Initialement, la recherche en recherche opérationnelle et en gestion des opérations supposait une demande déterministe et variable dans le temps. Des modèles classiques comme la formule du lot économique (EOQ) de Harris, le modèle (Q,r) de Wilson et le modèle de dimensionnement dynamique de Wagner et Whitin ont marqué les premières avancées dans ce domaine. Dans les années 1970, la planification des besoins en matières (MRP) a été introduite pour standardiser et améliorer la gestion de la production. Toutefois, cette approche a montré des limites, notamment dans la prise en compte des contraintes de capacité et des délais d'approvisionnement. Par la suite, des systèmes comme l'ERP (Enterprise Resource Planning) et les APS (Advanced Planning Systems) ont été développés, mais ils n'ont pas totalement résolu ces complexités. En parallèle, dès les années 1960-1970, la programmation en nombres entiers mixtes (MIP) a été adoptée pour traiter les problèmes de planification de la production. Depuis, de nombreux modèles ont été développés et résolus à l'aide de solveurs spécialisés, permettant une meilleure prise en compte des contraintes et une optimisation plus fine des processus industriels [26].

1.7.3.1. Le MRP (Material Requirements Planning) : Planification des Besoins en Matières

Le MRP (Material Requirements Planning), ou Planification des Besoins en Matières, est une méthode de planification utilisée principalement dans le domaine de la production et de la logistique. Elle a pour objectif d'optimiser la gestion des stocks, de planifier les approvisionnements et de synchroniser les flux de matières premières et de composants nécessaires à la fabrication des produits finis.

Le MRP transforme le programme directeur de production (PDP) pour les produits finis en un calendrier détaillé pour les matières premières et les composants utilisés dans ces produits. Il permet d'acheter la bonne quantité de matières premières au bon moment pour soutenir la production et aider les entreprises manufacturières à mieux gérer leurs approvisionnements. Ce calendrier précise les quantités nécessaires pour chaque matière première et composant, ainsi que les dates de commande et de livraison pour respecter le PDP. Le MRP est souvent considéré comme une composante de la gestion des stocks [22]. Le MRP a été développé en 1964 par Joseph Orlicky pour le programme de fabrication de Toyota. En 1975, Orlicky a publié son livre *Material Requirements Planning*, et à cette époque, le MRP était déjà implémenté dans 700 entreprises, un nombre qui a atteint environ 8 000 vers 1981. En 1983, Oliver Wight a élargi le concept en développant le MRP-II (Manufacturing Resource Planning), qui a intégré des éléments tels que la planification globale, la planification des capacités et d'autres concepts avancés au MRP classique. Cette évolution se poursuit en 1989 avec le développement de logiciels dédiés au MRP-II, renforçant son adoption et son efficacité dans l'industrie, marquant ainsi une nouvelle étape dans l'évolution de cet outil de gestion de la production et des stocks [22] [27]. Aujourd'hui, le MRP est souvent intégré dans des systèmes ERP (Enterprise Resource Planning), qui couvrent l'ensemble des processus de l'entreprise (comptabilité, ventes, RH, etc.) et offrent une vision globale et intégrée de la gestion.

a. Fonctionnement du MRP

Le MRP repose sur trois éléments clés pour fonctionner :

1. Le Plan Directeur de Production (PDP) : Le PDP définit les quantités de produits finis à fabriquer sur une période donnée, en fonction des prévisions de ventes, des commandes clients et des stocks disponibles. Il sert de point de départ pour le calcul des besoins en matières premières.
2. La Nomenclature des Produits (BOM - Bill of Materials) : La nomenclature liste tous les composants et matières premières nécessaires pour fabriquer un produit fini. Elle indique également les quantités requises pour chaque élément, ainsi que les relations hiérarchiques entre les différents niveaux d'assemblage.
3. Les Données sur les Stocks : Le MRP prend en compte les niveaux de stocks actuels, les commandes en cours et les délais d'approvisionnement pour déterminer

les besoins nets en matières premières.

À partir de ces données, le système MRP effectue des calculs pour déterminer :

- Les besoins bruts en matières premières qui correspondent aux quantités totales nécessaires.
- Les besoins nets en soustrayant les stocks disponibles et les commandes en cours des besoins bruts. Ces besoins nets donnent naissance à des Ordres de Fabrication pour les quantités à fabriquer pour chaque composant fabriqué du produit fini, et à des Ordres d'Achat pour chaque composant acheté.
- Les plans de charge des ateliers de fabrication.
- Les dates de commande, de fabrication et de livraison pour chaque composant, en tenant compte des délais d'approvisionnement et des contraintes de production.

b. Les Objectifs du MRP

Le MRP poursuit plusieurs objectifs stratégiques qui contribuent à renforcer la compétitivité de l'entreprise. Tout d'abord, il permet l'optimisation des stocks en calculant avec précision les besoins en matières premières, ce qui réduit les excédents tout en évitant les ruptures de stock. Cette optimisation minimise les coûts de stockage et améliore la trésorerie, préservant ainsi la santé financière de l'entreprise. Le MRP améliore la planification en synchronisant les flux de matières avec les plans de production. Cela garantit que les composants nécessaires sont disponibles au bon moment et en quantité adéquate, évitant ainsi les goulots d'étranglement et les retards. Un autre objectif clé est la réduction des délais de production. En anticipant les besoins et en planifiant les commandes à l'avance, le MRP permet à l'entreprise d'être plus réactive face aux demandes des clients, ce qui renforce la satisfaction client et la fidélisation. Par ailleurs, le MRP facilite la gestion des priorités en identifiant les composants critiques et en permettant de prioriser les commandes en fonction des besoins de production. Enfin, il améliore la communication interne en facilitant la coordination entre les différents services tels que la production, les achats et la logistique, grâce à des données précises et partagées en temps réel [28] [29].

c. Les Limites du MRP

Bien que le MRP (Material Requirements Planning) soit un outil puissant pour optimiser la gestion des ressources et la planification de production, il présente certaines limites qui peuvent affecter son efficacité dans certains contextes. Tout d'abord, le MRP est fortement dépendant de la qualité des données saisies. En effet, la précision des résultats dépend de l'exactitude des informations relatives aux stocks, aux délais d'approvisionnement et aux nomenclatures de produits. Des erreurs ou des données obsolètes peuvent entraîner des dysfonctionnements, comme des surstocks, des ruptures de stock ou des retards de production, ce qui compromet les avantages attendus du système. Ensuite, la complexité du MRP constitue une autre limite. La mise en place d'un tel système peut

être coûteuse, tant en termes d'investissement financier que de temps. De plus, sa gestion nécessite une formation approfondie des équipes pour garantir une utilisation optimale, ce qui peut représenter un défi pour les entreprises disposant de ressources limitées. Enfin, le MRP présente une certaine rigidité qui le rend plus adapté aux environnements de production stables et prévisibles. Dans des contextes où la demande est très fluctuante ou où les processus de production sont soumis à une forte variabilité, le MRP peut montrer des lacunes, car il peine à s'adapter rapidement aux changements imprévus. Ces limites soulignent l'importance de bien évaluer les besoins et les spécificités de l'entreprise avant d'adopter un système MRP, et de le compléter éventuellement par d'autres outils plus flexibles pour répondre aux défis des environnements dynamiques [28] [29].

1.7.3.2. Optimisation et modélisation

Dans cette section, nous allons développer les notions liées à l'optimisation et à la modélisation dans le contexte de la production. Nous commencerons par définir ce qu'est un problème d'optimisation, avant de nous intéresser plus spécifiquement aux problèmes de planification de la production. Cela inclura l'étude de modèles classiques comme le lot sizing et le modèle mathématique CLSP (Capacitated Lot Sizing Problem), ainsi que ses extensions pour mieux représenter les réalités industrielles. Nous aborderons ensuite les problèmes d'ordonnancement, en identifiant les éléments clés de l'ordonnancement ainsi que les principales classifications de ces problèmes selon leur structure.

a. Problèmes d'optimisation

Un problème d'optimisation consiste à trouver la meilleure solution (ou une solution acceptable) parmi un ensemble de solutions possibles, en minimisant ou maximisant une fonction objective tout en respectant des contraintes.

Un problème d'optimisation peut être formulé de manière générale comme suit :

Minimiser (ou Maximiser) $f(x)$

Sous les contraintes $g_i(x) \leq 0, i = 1, \dots, m$

$h_j(x) = 0, j = 1, \dots, p$

Où :

- $f(x)$: la fonction objectif à optimiser.
- x : le vecteur des variables de décision.
- $g_i(x)$: les contraintes d'inégalité.
- $h_j(x)$: les contraintes d'égalité.

Les problèmes d'optimisation sont variés et leur classification dépend de la nature des variables, des fonctions objectives et des contraintes. On distingue les problèmes d'optimisation continue, où les variables de décision prennent des valeurs réelles dans un intervalle continu (par exemple, minimiser une fonction quadratique), et les problèmes

d'optimisation discrète, où les variables prennent des valeurs discrètes (entiers, ensembles finis, etc.), comme dans le problème du voyageur de commerce ou du sac à dos. D'autres classifications incluent l'optimisation linéaire, où la fonction objective et les contraintes sont linéaires, versus non linéaire, l'optimisation convexe, où l'ensemble de solutions est convexe, versus non convexe, et l'optimisation avec contraintes, où des restrictions sont imposées sur les variables de décision, versus sans contraintes. Enfin, des catégories spécialisées existent, comme l'optimisation multi-objectif présentant plusieurs objectifs contradictoires à optimiser simultanément, comme par exemple la minimisation du coût et la maximisation de la qualité, l'optimisation stochastique qui diffère de l'optimisation déterministe par l'incertitude sur les paramètres et l'optimisation dynamique caractérisée par des variables de décision qui évoluent dans le temps [30] [31] [32].

b. Problème de planification de la production

La planification de la production, telle que définie par Pochet et Wolsey (2006), consiste à organiser l'acquisition des ressources et des matières premières ainsi que les activités de transformation nécessaires pour répondre efficacement à la demande des clients tout en optimisant les coûts. Elle repose sur l'anticipation des besoins futurs en fonction des ressources disponibles, incluant la main-d'œuvre, les machines et les matières premières, tout en tenant compte des capacités de production sur un horizon temporel défini. L'objectif principal de la planification de la production est de trouver un équilibre entre les contraintes économiques, telles que la minimisation des coûts ou la maximisation des profits, et la satisfaction de la demande. Dans un environnement de production discrète, la planification de la production est souvent désignée sous le terme de "lot sizing (dimensionnement de lot)", tandis que dans les industries de production continue, on parle de "campaign planning". Bien que ces termes présentent quelques nuances, notamment en matière de contraintes supplémentaires pour la production continue, la littérature utilise principalement "lot sizing" pour désigner les problématiques de planification de la production. Plusieurs variantes du problème de dimensionnement des lots existent, notamment l'ELSP (Economic Lot Scheduling Problem), le DLSP (Discrete Lot Sizing and Scheduling Problem), le CSLP (Continuous Setup Lot Sizing Problem), le PLSP (Proportional Lot Sizing and Scheduling Problem) et le CLSP (Capacitated Lot Sizing Problem) [26], ce dernier étant particulièrement étudié dans ce travail.

L'intégration des contraintes de capacité complexifie considérablement la résolution du problème. La capacité disponible sur une période est généralement exprimée en unités de temps. Dans certains secteurs, la capacité d'une ressource à un moment donné est influencée par son utilisation lors des périodes précédentes.

i. Modélisation mathématique du CLSP

Le CLSP vise à déterminer les quantités optimales de production sur un horizon de planification donné, en minimisant les coûts globaux, tout en respectant les capacités disponibles. Les principaux coûts considérés sont :

- Les coûts de production, associés à la fabrication des produits.
- Les coûts de mise en place (setup), liés au lancement d'une nouvelle production.
- Les coûts de stockage, engendrés par la conservation des produits en attente de vente.
- Les coûts de pénalité (si applicable), liés aux retards de production ou à l'incapacité de répondre à la demande.

L'objectif est donc de trouver un compromis entre ces coûts tout en respectant les contraintes capacitaires sur les ressources de production et la satisfaction de la demande. Le CLSP est généralement formulé sous la forme d'un modèle d'optimisation en nombres entiers mixtes (MIP). Les principales variables de décision sont :

- x_t : Quantité produite à la période t .
- y_t : Variable binaire indiquant si une mise en production est effectuée à la période t .
- I_t : Niveau de stock à la fin de la période t .

Les contraintes courantes du CLSP incluent :

1. Équilibre des stocks : Assure que la production et le stock permettent de satisfaire la demande.

$$I_t = I_{t-1} + x_t - D_t, \quad \forall t$$

où D_t est la demande à la période t .

2. Capacité de production : Implique que la production ne peut pas dépasser la capacité maximale disponible.

$$x_t \leq C_t, \quad \forall t$$

3. Setup : Prend en compte le setup et la production.

$$x_t \leq M \cdot y_t, \quad \forall t$$

où M est un grand nombre.

4. Non-négativité et nature des variables : Garantit que les quantités produites sont positives et que les décisions de mise en production sont binaires.

$$x_t \geq 0, \quad y_t \in \{0, 1\}$$

ii. Extensions du CLSP

Le Capacitated Lot Sizing Problem (CLSP) est un modèle fondamental en planification industrielle, mais il peut être étendu pour répondre aux contraintes réelles des entreprises. Chaque extension permet d'adresser des problématiques spécifiques, allant de la gestion multi-produits aux contraintes énergétiques et aux incertitudes :

-
- Multi-produits : Plusieurs types de produits partagent les mêmes ressources de production. Dans ce cas, des contraintes de changement de production peuvent être imposées où le passage d'un produit à un autre peut nécessiter des temps et des coûts supplémentaires.
 - Multi-machines : La production est répartie sur plusieurs machines avec les mêmes capacités (machines parallèles identiques) ou des capacités distinctes (machines parallèles non identiques). Dans ce dernier cas, les machines ont des vitesses de production différentes et des coûts d'utilisation spécifiques.
 - Setup dépendant de la séquence : Dans certaines industries, les temps et coûts de mise en place (setup) varient en fonction de la séquence des productions. Cela implique : une contrainte de séquençement où la transition entre deux productions doit respecter un temps de préparation spécifique, ainsi qu'une gestion plus complexe des ressources pour minimiser ces coûts.
 - Backorder (retards) : Dans cette variante, si la demande ne peut pas être satisfaite immédiatement, une commande en retard (backorder) est enregistrée pour une période future. Cela implique : des coûts de pénalité pour les retards de livraison, de plus une gestion dynamique des stocks et de la production pour éviter les ruptures prolongées.
 - Backlogging (pénuries autorisées) : Dans ce cas la demande qui ne peut pas être satisfaite à une période donnée, elle est perdue générant ainsi des coûts de rupture.
 - Sous-traitance : Lorsqu'une usine ne peut pas produire toute la demande, une partie peut être sous-traitée à un fournisseur externe. Ce modèle intègre des coûts de sous-traitance, généralement plus élevés que la production interne, des délais de livraison de la sous-traitance et une décision d'arbitrage entre produire en interne ou acheter à l'externe.
 - Heures supplémentaires (over-time) : lorsqu'une usine ne peut pas produire toute la demande dans les heures de travail régulières, des heures supplémentaires sont envisageables quand cela est possible. Cette façon de faire abouti à des coûts de revient plus élevés par rapport à la production réalisée en temps normal.
 - Incertitude : Considération des variations de la demande, des temps de production ou des capacités dans un cadre stochastique. Ils ne sont pas connus à l'avance, mais suivent une distribution de probabilité. Cela nécessite des modèles robustes qui anticipent les fluctuations, et des décisions adaptatives, où la production peut être ajustée en fonction de nouvelles informations.
 - Horizon de planification flottant (rolling horizon) : Plutôt que de résoudre le problème sur un horizon fixe, ce modèle utilise un horizon glissant, où les décisions sont mises à jour à chaque période en fonction des nouvelles informations.
 - Multi-Objectifs : Au lieu d'optimiser uniquement un critère (coût minimal), ce

modèle prend en compte plusieurs objectifs simultanés, tels que : la minimisation des coûts, la maximisation du taux de service client, la réduction des émissions de CO_2 . On utilise des méthodes comme la programmation par objectifs ou les algorithmes évolutionnaires multi-objectifs (NSGA-II, MOEA/D).

- Lancement des machines : Dans certaines industries, les coûts de lancement des machines après des arrêts sont très significatifs, leur considération dans le modèle d'optimisation affecte les décisions sur le plan de production en termes de durée des temps d'arrêt et de lancement en production.
- Les formes de transition entre périodes tel que le Setup Carryover et le Setup Crossover : qui représentent des configurations de transition entre deux périodes consécutives et sont considérés comme des continuités de fabrication sur la ligne de production, c'est-à-dire sans temps d'arrêt à la fin d'une période et sans redémarrage de la ligne à la période suivante. Le setup carryover peut être défini comme la continuité de la production d'un même article de la fin d'une période au début de la période suivante sans nécessiter de nouveau setup. Le setup crossover, également appelé setup splitting dans la littérature, correspond à la continuité d'un changement de programme commencé avant la fin d'une période et terminé au début de la période suivante (Voir figure 1.8). Dans certains cas ces deux formes de setup peuvent s'étendre sur plusieurs périodes futures.



Figure 1.8 – Formes de transition : Setup Carryover & Setup Crossover

- Contraintes Énergétiques (CLSP avec Energy-Aware Constraints) : Dans ce modèle, la consommation énergétique est prise en compte dans la planification de la production. On peut considérer : un budget énergétique maximal par période, des coûts énergétiques variables selon les heures de la journée (TOU : Time Of Use) (ex. tarification heures pleines / heures creuses), ou encore l'utilisation de plusieurs sources d'énergie. Dans ce type de modèle des ajustements dynamiques sont introduits pour réduire l'empreinte carbone et optimiser les coûts énergétiques.

Plusieurs extensions du CLSP ont été étudié dans ce travail et sont détaillées dans les chapitres suivants.

c. Problème d'ordonnancement

L'ordonnancement peut être défini comme l'art de déterminer la séquence et le timing des tâches à réaliser, en fonction des ressources disponibles (machines, main-d'œuvre, matières premières) et des contraintes spécifiques (délais, priorités, enchaînement des opérations). L'objectif est de trouver une organisation temporelle des activités qui per-

mette d'atteindre un ou plusieurs critères de performance, tels que la minimisation du temps total de production, la réduction des retards, ou l'optimisation de l'utilisation des ressources [1].

L'ordonnancement repose sur des méthodes et des algorithmes spécifiques pour résoudre des problèmes souvent complexes, en particulier dans des environnements industriels où les ressources sont limitées et les contraintes multiples.

i. Éléments Clés de l'Ordonnancement

Pour résoudre un problème d'ordonnancement, il est essentiel de connaître les tâches à accomplir, les ressources disponibles, les contraintes à respecter et les critères permettant d'évaluer la performance du planning [1]. Dans ce qui suit des définitions de ces éléments clés de l'ordonnancement sont présentées.

- *Tâches* : Ce sont les opérations élémentaires à réaliser, caractérisées par une durée, des ressources nécessaires, des dates de début, des dates de fin, des dates de disponibilité et des contraintes de précédence (certaines tâches doivent être terminées avant que d'autres ne commencent).
- *Ressources* : Elles représentent les moyens techniques ou humains nécessaires pour exécuter les tâches. Les ressources peuvent être *renouvelables* comme les machines ou les équipes, qui sont disponibles après chaque utilisation, *consommables* comme les matières premières, qui sont épuisées après utilisation, *disjonctives* réalisant une seule tâche à la fois ou *cumulatives* pouvant réaliser plus qu'une tâche à la fois.
- *Contraintes* : Elles définissent les limites dans lesquelles l'ordonnancement doit s'inscrire. Elles peuvent être *temporelles* telles que les délais de livraison et les dates de disponibilité des ressources, *techniques* telles que les ordres d'exécution des tâches (gammes de fabrication) ou des contraintes *de capacité* telles que les limites sur la quantité de ressources disponibles.
- *Critères de Performance* : L'ordonnancement vise à optimiser un ou plusieurs indicateurs de performance, tels que *le temps de cycle* qui représente la durée totale nécessaire pour réaliser l'ensemble des tâches, *le retard* défini comme l'écart entre la date de fin prévue et la date de fin réelle, et *le taux d'utilisation des ressources* qui représente le pourcentage du temps pendant lequel les ressources sont actives.

ii. Classification des problèmes d'ordonnancement

Les problèmes d'ordonnancement peuvent être classés en deux grandes catégories : les problèmes à ressource unique et les problèmes à ressources multiples. Cette classification dépend du nombre de ressources (machines) disponibles et de la complexité des tâches à réaliser [1].

1. Problèmes à Ressource Unique

Dans ce type de problème, les travaux se réduisent à une seule opération, et il s'agit de déterminer la séquence optimale des travaux sur une machine unique ou sur une série

de machines parallèles identiques. Ces machines parallèles sont capables de réaliser les mêmes opérations, ce qui simplifie le problème.

a) Machine Unique : Une seule machine est disponible pour exécuter toutes les tâches. Chaque tâche est constituée d'une seule opération (Voir figure 1.9). L'objectif est de trouver la séquence des tâches qui minimise un critère de performance, comme le temps total de production, le retard maximum, ou le nombre de tâches en retard. Par exemple, dans une usine de verre, une seule machine peut être utilisée pour couper des plaques de verre. L'ordonnancement consiste à déterminer l'ordre de coupe des plaques pour minimiser le temps total de production [1].

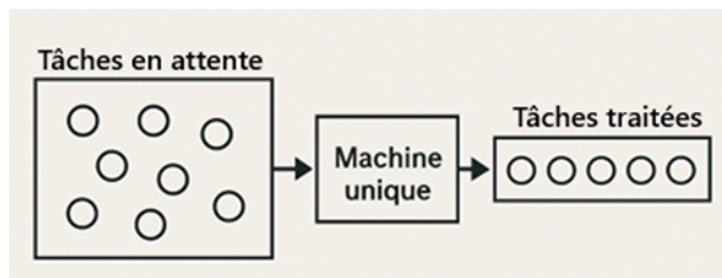


Figure 1.9 – Machine Unique

b) Machines Parallèles Identiques : Plusieurs machines identiques sont disponibles, et chaque tâche peut être exécutée sur n'importe laquelle de ces machines (Voir figure 1.10). L'objectif est de répartir les tâches entre les machines pour optimiser un critère de performance, comme l'équilibrage de la charge ou la minimisation du temps total. Par exemple, dans un supermarché, plusieurs caisses enregistreuses identiques sont disponibles. L'ordonnancement consiste à répartir les clients entre les caisses pour minimiser le temps d'attente total [1].

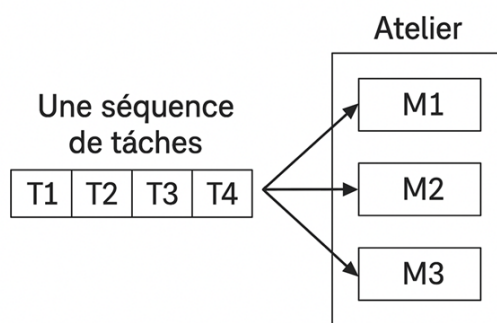


Figure 1.10 – Machines Parallèles Identiques

2. Problèmes à Ressources Multiples

Dans ce cas, les travaux comportent plusieurs opérations, et chaque opération peut nécessiter une machine différente. Ces problèmes sont plus complexes et se subdivisent en trois types principaux, selon l'ordre des opérations :

a) Flow Shop (Atelier à Cheminement Unique) : Tous les travaux suivent le même ordre de passage sur les machines (Voir figure 1.11). Par exemple, chaque travail passe d'abord sur la machine A, puis sur la machine B, et ainsi de suite. L'objectif est de trouver la séquence des travaux qui minimise le temps total de production (makespan) ou un autre critère de performance. Par exemple, dans une ligne d'assemblage automobile, chaque véhicule passe successivement par les mêmes étapes (peinture, montage, contrôle qualité) [1].

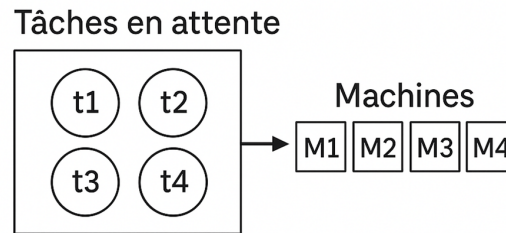


Figure 1.11 – Atelier à Cheminement Unique

b) Job Shop (Atelier à Cheminements Multiples) : Chaque travail suit un ordre spécifique de machines, qui peut varier d'un travail à l'autre (Voir figure 1.12). Par exemple, un travail peut passer de la machine A à la machine C, tandis qu'un autre passe de la machine B à la machine A. L'objectif est de trouver un ordonnancement qui respecte les contraintes spécifiques de chaque travail tout en optimisant un critère de performance. Par exemple, dans une usine de mécanique, chaque pièce peut nécessiter des opérations différentes (tournage, fraisage, perçage) dans un ordre spécifique [1].



Figure 1.12 – Atelier à Cheminements Multiples

c) Open Shop (Atelier à Cheminement Libre) : L'ordre des opérations n'est pas prédéfini. Les travaux peuvent être exécutés dans n'importe quel ordre sur les machines disponibles (Voir figure 1.13). L'objectif est de trouver un ordonnancement qui minimise le temps total de production ou un autre critère, sans contrainte d'ordre prédéfini. Par exemple, dans un atelier de maintenance industrielle, les opérations de réparation peuvent

être effectuées dans n'importe quel ordre, en fonction des disponibilités des machines et des techniciens [1].

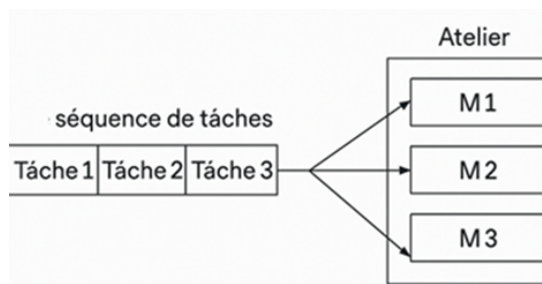


Figure 1.13 – Atelier à Cheminement Libre

d. Complexité et Méthodes de Résolution

La résolution de problèmes d'optimisation est souvent difficile, car ils appartiennent fréquemment à la classe des problèmes NP-difficiles ou NP-complets, nécessitant des approches efficaces pour trouver des solutions optimales ou approchées avec un faible temps de calcul [33].

Les méthodes exactes visent à trouver une solution optimale au problème. Elles sont particulièrement efficaces pour des instances de petite ou moyenne taille, mais leur temps de calcul peut exploser pour des instances plus grandes. Ces méthodes incluent la programmation en nombres entiers mixtes (MIP : Mixed Integer Programming), la décomposition de Benders, et la programmation dynamique. Les méthodes approchées visent à trouver des solutions de bonne qualité en un temps raisonnable, sans garantir l'optimalité. Elles sont souvent utilisées pour des instances de grande taille où les méthodes exactes échouent. Dans cette catégorie on retrouve les heuristiques et les métaheuristiques.

Les heuristiques sont des méthodes qui permettent d'obtenir des solutions rapidement en se basant sur des règles empiriques, bien que sans garantie de qualité optimale. Elles sont particulièrement adaptées aux problèmes complexes où le temps de résolution est limité. Les algorithmes heuristiques utilisent des stratégies simplificatrices pour rendre les problèmes plus accessibles tout en fournissant des solutions viables. Toutefois, toutes les heuristiques ne sont pas des algorithmes d'approximation, car elles ne garantissent pas nécessairement un rapport de qualité démontré mathématiquement [33].

Les métaheuristiques, quant à elles, sont largement utilisées pour l'optimisation combinatoire et continue, intégrant des approches inspirées de phénomènes naturels, comme l'optimisation par colonie de fourmis, le recuit simulé ou l'optimisation par essaims particulaires (PSO). Elles permettent d'explorer efficacement de grands espaces de recherche tout en évitant les minima locaux [33].

Les modèles de CLSP avec des extensions nécessitent souvent des approches d'optimisation sophistiquées, combinant programmation mathématique, heuristiques et métaheuristiques pour obtenir des solutions efficaces en pratique.

i. Métaheuristiques

L'optimisation d'un système logistique est un défi en raison de la complexité et des objectifs contradictoires des acteurs impliqués. Les métaheuristiques jouent un rôle clé dans les outils d'aide à la décision, grâce à leur simplicité, robustesse et efficacité dans la résolution de problèmes complexes. Elles se distinguent par leur modularité, leur capacité à traiter de vastes quantités de données sans simplification excessive et leur aptitude à gérer les incertitudes en explorant plusieurs scénarios. Un système logistique étant composé de nombreux sous-problèmes NP-difficiles, l'optimisation repose sur des choix méthodologiques adaptés à des objectifs précis, nécessitant des hypothèses simplificatrices. Toutefois, il est crucial de garantir la cohérence des solutions proposées pour l'ensemble des acteurs et sur différentes échelles de temps [18]. Dans cette section, nous explorons en profondeur la métaheuristique du Recuit Simulé employée dans notre travail.

ii. Recuit simulé

La métaheuristique du recuit simulé (Simulated Annealing, SA) est une méthode d'optimisation probabiliste proposée par S. Kirkpatrick. Elle est inspirée du processus physique de recuit en métallurgie, où un matériau est chauffé puis refroidi lentement pour minimiser ses défauts et atteindre un état d'énergie minimale stable.

Le recuit simulé repose sur l'analogie entre l'optimisation d'une fonction objectif et le processus physique de refroidissement, à travers une température fictive utilisée autant que paramètre de contrôle dans l'algorithme. Cette température contrôle l'exploration de l'espace des solutions. L'idée est de permettre des mouvements aléatoires dans l'espace des solutions, y compris des solutions moins bonnes, pour éviter de rester piégé dans des optima locaux. La probabilité d'accepter une solution moins bonne diminue au fil du temps, selon une "température" qui décroît progressivement [18].

L'algorithme utilise la méthode de Metropolis : à partir d'une configuration initiale, des modifications aléatoires sont testées à un niveau de température. Si une modification réduit la fonction objectif, elle est acceptée ; sinon, elle peut l'être avec une probabilité dépendant de la température. Ce processus est répété jusqu'à l'équilibre, puis la température est abaissée progressivement pour effectuer de nouvelles modifications. La décroissance de la température et le critère d'arrêt sont souvent déterminés empiriquement [18]. L'algorithme est donné dans la figure 1.14.

Les paramètres du Recuit Simulé sont les suivants :

- *Température initiale T_0* : Doit être suffisamment élevée pour permettre une exploration large de l'espace des solutions.
- *Taux de refroidissement α* : Contrôle la vitesse de décroissance de la température. Un refroidissement lent permet une meilleure exploration.
- *Nombre d'itérations par température* : Détermine combien de solutions sont évaluées

à chaque niveau de température.

- *Critère d'arrêt* : Peut être basé sur une température minimale $T_{\min}$ ou un nombre maximal d'itérations.

L'algorithme du recuit simulé est flexible et facile à implémenter, mais il nécessite des réglages précis, notamment pour la gestion de la décroissance de la température, qui relève souvent de l'expertise de l'utilisateur. De plus, les temps de calcul peuvent être longs, ce qui a motivé des approches parallèles pour accélérer le processus. Malgré ces inconvénients, le recuit simulé a démontré son efficacité pour résoudre des problèmes d'optimisation complexes et de grande taille, notamment dans des domaines comme le placement de composants électroniques ou l'ordonnancement de tâches. Sa capacité à éviter les minima locaux et à explorer largement l'espace des solutions en fait une méthode puissante et largement utilisée [18].

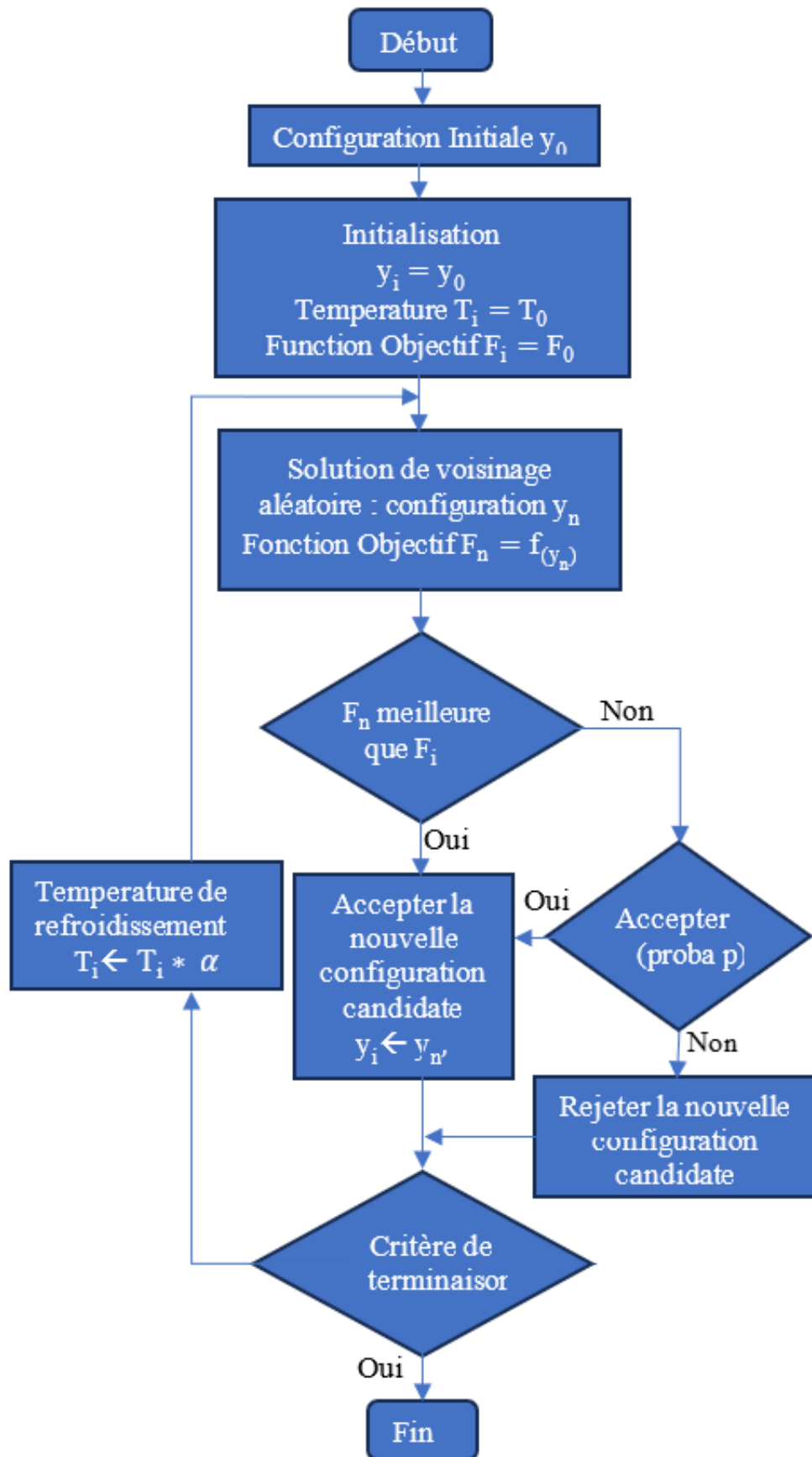


Figure 1.14 – Algorithme du Recuit Simulé

1.8 Conclusion

Les notions abordées dans ce chapitre ont permis de mettre en évidence la variabilité et la complexité qui caractérisent les systèmes productifs modernes. La gestion efficace d'une unité de production repose en grande partie sur l'utilisation d'outils et de techniques de planification, particulièrement au niveau tactico-opérationnel, où les décisions ont un impact direct sur la performance quotidienne. Maîtriser et optimiser ces outils est essentiel pour accompagner les décideurs dans leurs choix, en vue de réduire les coûts, maximiser les bénéfices et améliorer la satisfaction client, tout en tenant compte des contraintes économiques, écologiques et sociétales auxquelles les entreprises sont aujourd'hui confrontées.

Chapitre 2

État de l'art

2.1 Introduction

Dans un environnement industriel en constante évolution, les entreprises doivent faire face à des défis majeurs liés à l'optimisation de la chaîne logistique. Elle englobe l'ensemble des activités liées à l'approvisionnement, la production, le stockage et la distribution des biens. Elle vise à assurer la coordination optimale des flux de matières et d'informations tout au long du processus, depuis les fournisseurs jusqu'aux clients finaux. L'efficacité de cette chaîne repose en grande partie sur des décisions stratégiques, tactiques et opérationnelles qui influencent directement les performances industrielles.

Dans ce contexte, la planification et l'ordonnancement jouent un rôle clé en permettant d'organiser et d'optimiser l'utilisation des ressources disponibles. La planification concerne la définition des quantités à produire et à stocker sur un horizon donné, tandis que l'ordonnancement détermine l'ordre et le moment précis d'exécution des tâches sur les machines et les postes de travail. Ces deux processus doivent être intégrés afin de garantir une coordination efficace entre les différents niveaux de décision et d'éviter les inefficiences liées aux écarts entre la planification et l'exécution réelle.

L'évolution des systèmes industriels et logistiques a conduit à une complexification croissante des modèles de planification et d'ordonnancement. La prise de décision dans ce cadre nécessite l'utilisation d'outils avancés d'aide à la décision, capables de traiter un grand volume d'informations et d'optimiser les choix en fonction de multiples critères. L'approche classique, basée sur des modèles mathématiques exacts, bien que rigoureuse, atteint rapidement ses limites face à des problèmes de grande taille et à forte complexité combinatoire.

Ainsi, le recours à des méthodes d'optimisation approchées, telles que les heuristiques et les métaheuristiques, s'avère indispensable pour obtenir des solutions de qualité en un temps raisonnable. Parmi ces méthodes, le Recuit Simulé, les algorithmes génétiques et les méthodes basées sur les colonies de fourmis ou les essaims particulaires ont démontré leur efficacité pour résoudre des problèmes complexes de planification et d'ordonnancement.

Ce chapitre propose un état de l'art des travaux de recherche relatifs à la planification et à l'ordonnancement dans un cadre intégré de gestion des systèmes logistiques. Nous présentons d'abord les approches existantes en matière de planification puis de l'ordonnancement, nous nous intéressons particulièrement aux modèles avec des formes de transitions entre les périodes. Enfin, nous nous intéressons aux travaux liés à l'intégration de la planification et l'ordonnancement. Nous examinons pour chaque partie les principales méthodes d'aide à la décision et d'optimisation utilisées pour résoudre ces problématiques, notamment les modèles mathématiques, les heuristiques et les métaheuristiques.

L'objectif de cet état de l'art est de situer notre travail de recherche dans ce cadre scientifique, d'identifier les contributions existantes et de mettre en évidence les axes d'amélioration que notre approche vise à explorer.

2.2 Problème de la planification de la production

La planification de la production est un processus clé dans la gestion des systèmes industriels, visant à organiser les activités de fabrication de manière optimale en tenant compte des ressources disponibles, des contraintes opérationnelles et des exigences du marché. Son principal objectif est d'assurer un équilibre entre l'offre et la demande tout en minimisant les coûts et en maximisant la performance globale de l'entreprise. Le problème de la planification de la production a intéressé de nombreux chercheurs et fabricants au cours des dernières décennies, et dans de nombreux domaines différents : de Matta et Guignard [34] dans la fabrication de carreaux, Garre et al. [35], Tahraoui et al. [36] dans l'industrie agroalimentaire, Jans et Degraeve [37] dans l'industrie des pneumatiques, Walton et Metters [38] dans l'industrie des escaliers d'évacuation et de sauvetage, Das & Patnaik [39] et Geršak [40] dans l'industrie de l'habillement, Djama et Triqui [41], [42] dans l'industrie des tubes thermoplastiques, Santos-Meza et al. [43] dans le moulage d'alliages métalliques, Gupta et Magnusson [44] dans la production de papier, Djama et Triqui [45], Dumoulin et Vercellis [46] et Silva et Magalhaes [47] dans l'industrie textile, Marinelli et al. [48], V. Smith-Daniels et D. Smith-Daniels [49] et Benfriha et al. [50] dans les industries de transformation, Dastidar et Nagi [51] dans le moulage par injection plastique et de Armas et Laguna [52] dans l'industrie de l'isolation des tuyaux.

Une composante essentielle de la planification de la production est le problème de lot sizing, qui vise à déterminer les quantités optimales de production sur un horizon donné tout en tenant compte des coûts de mise en production, de stockage et, dans certains cas, des contraintes de capacité. Ce problème est particulièrement important dans les environnements industriels où la production par lots permet d'optimiser l'utilisation des ressources et de réduire les coûts opérationnels.

Le lot sizing a été largement étudié dans la littérature, et plusieurs revues lui ont été consacrées. Karimi et al. [53] ont étudié les problèmes de gestion des tailles de lots à un seul niveau, leurs variantes ainsi que les approches de solution incluant des approches exactes et heuristiques. Jans et Degraeve [54] se sont concentrés uniquement sur la modélisation des problèmes de dimensionnement de lots à un seul niveau, sans aborder les approches de résolution, tandis que Jans et Degraeve [55], dans leur revue, se sont focalisés sur les approches de solution incluant les métaheuristiques ainsi que d'autres approches telles que la programmation dynamique, les plans de coupes, la décomposition de Dantzig-Wolfe, la relaxation lagrangienne et des heuristiques dédiées. Buschkühl et al. [56] ont étudié les problèmes de dimensionnement de lots capacitaires multi-niveaux et ont classé les approches algorithmiques de résolution en cinq groupes : approches basées sur la programmation mathématique, heuristiques lagrangiennes, heuristiques de décomposition et d'agrégation, métaheuristiques et heuristiques spécifiques au problème.

Glock et al. [57] ont présenté une revue de littérature sur le problème de dimensionne-

ment de lots. Dans leur enquête, ils ont classé les modèles de dimensionnement de lots en modèles classiques et modèles étendus. Les modèles classiques étaient catégorisés en systèmes de production à deux niveaux, à plusieurs niveaux et en systèmes de production intégrés. Si le problème étudié concerne une seule entreprise, il peut être classé dans la catégorie à deux niveaux ou à plusieurs niveaux, selon le nombre de niveaux considérés dans le modèle. Si le problème concerne une chaîne d’approvisionnement, il est classé dans la catégorie des modèles intégrés. Les modèles étendus étaient catégorisés en modèles de planification, modèles d’incitation et modèles de productivité. Gicquel et al. [58] ont travaillé sur les modèles de dimensionnement de lots à un seul niveau et une seule ressource ainsi que leurs extensions respectives aux problèmes multi-niveaux et multi-ressources.

La modélisation du problème de dimensionnement de lots et la complexité des décisions associées dépendent des caractéristiques prises en compte dans le problème. Selon Karimi et al. [53], ces caractéristiques incluent l’horizon de planification et le nombre de périodes, le nombre de niveaux dans la structure du produit, le nombre de produits, la nature de la demande, les contraintes de capacité ou de ressources, la structure des configurations (setups) et les pénuries de stocks. Toutefois, selon Gicquel et al. [58], les éléments qui influencent le plus la complexité des décisions de dimensionnement de lots sont le nombre de ressources, le nombre de niveaux et la discrétisation de l’horizon de planification. Cette discrétisation peut être classée en périodes courtes (small-time bucket), où un seul type de produit peut être fabriqué par période, et en périodes longues (big-time bucket), où plusieurs types de produits peuvent être produits dans une même période.

Le problème de dimensionnement de lots occupe une place centrale dans la littérature sur la planification de la production. De nombreuses recherches ont été consacrées à son approfondissement, avec pour objectif d’enrichir le modèle de base en intégrant des contraintes et des caractéristiques spécifiques aux environnements industriels. Ces extensions visent à mieux représenter la complexité des systèmes de production et à proposer des solutions plus adaptées aux défis rencontrés par les entreprises. Dans leur revue, Jans et Degraeve [54] se sont concentrés sur les extensions liées aux aspects opérationnels (les setups, les caractéristiques des processus de production, les stocks, la demande et l’horizon roulant) ainsi qu’aux modèles tactiques et stratégiques. Quadts et Kuhn [59] ont discuté des travaux portant sur des extensions telles que les commandes en retard (back-orders), le report de setup (setup carry-over), le séquençement et les machines parallèles. Fiorotto et al. [7] ont analysé et classé des articles prenant en compte les concepts de setup carryover et setup crossover comme extensions au problème de taille de lots, en étudiant leur impact.

2.3 Méthodes de résolution des problèmes de planification

Bitran et Yanasse [60] ainsi que Florian et Rinnooy [61] ont démontré que la complexité computationnelle du problème de dimensionnement de lots capacitaire avec une seule ressource est NP-difficile. Par conséquent, il est difficile de trouver des solutions

optimales pour des instances de grande taille dans des temps de calcul acceptables. Pour cette raison, les chercheurs se sont orientés vers le développement d’heuristiques et de métaheuristiques pour résoudre des instances de grande taille du problème de dimensionnement de lots.

Madan et al. [62] ont développé une heuristique pour le problème capacitaire de dimensionnement de lots à un seul niveau, multi-produits et multi-périodes. Cette formulation inclut des types alternatifs de capacités de production, comme le temps de travail régulier et les heures supplémentaires, sans considérer les temps de setup ni les commandes en retard (backordering), et repose sur une structure de problème de transport à coût fixe. Absi et al. [63] ont traité le problème capacitaire de dimensionnement de lots multi-produits avec des temps de configuration et des ventes perdues. Ils ont utilisé une relaxation lagrangienne des contraintes de capacité et proposé une heuristique myope basée sur une stratégie de recherche et une procédure d’affinement pour trouver des solutions faisables. Ils ont également introduit une métaheuristique basée sur le principe de recherche à grands voisinages adaptative (Adaptive Large Neighborhood Search) pour améliorer les solutions.

Prakaiwichien et Rungreunganun [64] ont développé une heuristique utilisant la méthode de l’équilibrage des périodes partielles (Part Period Balancing, PPB) pour résoudre le problème dynamique de dimensionnement de lots capacitaire multi-produits et multi-niveaux, dans les cas où les pénuries ne sont pas autorisées. Özdamar et al. [65] ont traité le problème capacitaire de dimensionnement de lots avec heures supplémentaires et temps de setup en utilisant un algorithme génétique intégré à la recherche tabou et au recuit simulé.

2.4 CLSP avec heures supplémentaires

La flexibilité de la capacité de production, telle que définie par Alp et Tan [66], fait référence à l’utilisation de ressources contingentes en complément des ressources permanentes pour augmenter la capacité de production. Cela peut être réalisé grâce à des ressources internes, comme les heures supplémentaires, ou à des ressources externes, comme la sous-traitance.

Concernant l’intégration des heures supplémentaires dans le Capacitated Lot Sizing Problem (CLSP), Diaby et al. [67] [68] ont appliqué la relaxation lagrangienne avec optimisation par sous-gradient. Plus précisément, dans le premier travail, ils ont exploité cette méthode dans un cadre heuristique, tandis que dans le deuxième, ils l’ont utilisée dans un schéma de type Branch-and-Bound. Taş et al. [69] ont également abordé les heures supplémentaires dans le CLSP, en particulier dans le contexte de temps de setup stochastiques. Ils ont modélisé le problème comme un problème de programmation stochastique à deux étapes et ont proposé deux heuristiques : la première ajustait la capacité dans la version déterministe, et la seconde modifiait artificiellement les temps de setup. Hindi et al. [70] ont également utilisé la relaxation lagrangienne avec optimisation par sous-

gradients pour résoudre le CLSP avec temps de setup et heures supplémentaires, mais en combinant cette approche avec une heuristique de lissage et une recherche locale.

Pour le problème de dimensionnement de lots avec familles de produit et prise en compte des temps de setup et des heures supplémentaires, Özdamar et Bozyel [71] ont proposé trois approches heuristiques : la planification hiérarchique de la production, un Algorithme Génétique (GA) et un Recuit Simulé (SA). Leurs expérimentations numériques ont montré que l'algorithme SA surpassait les deux autres approches en termes d'efficacité et de performance.

À notre connaissance, peu de travaux intègrent simultanément le backlogging et les heures supplémentaires dans le CLSP. Parmi les travaux notables, nous avons identifié les études de Abdel-Aal [72] et Schmidt et al. [73], les auteurs ont développé une méthode exacte hybride combinant l'algorithme Branch-and-Bound avec des procédures de Recherche Locale (LS). Leur approche repose sur un cadre séquentiel intégrant des stratégies issues de l'heuristique Fix-and-Optimize et des principes de Variable Neighborhood Descent.

2.5 Intégration de la planification et de l'ordonnancement de la production

L'ordonnancement est une étape essentielle de la planification de la production, visant à organiser l'exécution des tâches sur les ressources disponibles de manière optimale. Il permet de définir l'ordre et le moment de réalisation des opérations tout en respectant les contraintes de capacité, de disponibilité des machines et des matières premières. L'ordonnancement joue un rôle clé dans l'amélioration de l'efficacité des systèmes de production, en minimisant les temps d'attente, en réduisant les coûts liés aux changements de série et en garantissant le respect des délais de livraison. Lorsqu'il est bien maîtrisé, il contribue à une meilleure coordination des processus industriels et à une utilisation plus efficace des ressources, ce qui est crucial dans des environnements de production dynamiques et incertains.

L'intégration du dimensionnement des lots et de l'ordonnancement dans un cadre unifié constitue une approche plus performante que leur résolution séparée. La considération de ces deux problèmes simultanément permet d'améliorer la planification de la production et représente un défi aussi bien pour les chercheurs que pour les industriels ([74], [75], [3], [4]). À travers l'intégration des deux problèmes, il est possible d'optimiser l'utilisation des ressources, de réduire les temps d'arrêt dus aux changements de série et d'améliorer la synchronisation des opérations. Cette intégration permet ainsi une planification de la production plus réaliste et efficace, en tenant compte à la fois des quantités de production optimales et des contraintes liées à la séquence de fabrication. Toutefois sur le plan théorique, elle conduit à des modèles plus complexes, souvent formulés sous forme de programmes mathématiques mixtes combinant des décisions discrètes (ordonnancement) et continues (quantités de production). Sur le plan pratique, la mise en œuvre de ces approches exige des outils d'optimisation avancés et une capacité de calcul importante,

notamment lorsque l’horizon de planification est long et que le nombre de produits est élevé. Des revues de la littérature peuvent être trouvées dans les travaux de Drexl et Kimms [76], Zhu et Wilhelm [77], Clark et al. [78], Guimarães et al. [79], Copil et al. [80], Maravelias et Sung [81] et Guzman et al. [82]. Ces études montrent que la résolution simultanée de ces deux problèmes est motivée par de nombreuses applications industrielles et a donné lieu à de multiples formulations visant à modéliser le problème de manière globale.

Zhu et Wilhelm [77] ont consacré leur revue aux problèmes liées au dimensionnement des lots et à l’ordonnancement, en se focalisant sur les cas où les temps et coûts de setup sont dépendants de la séquence des produits. Leur étude couvre plusieurs configurations de machines, notamment les machines uniques, les machines parallèles, ainsi que les systèmes flow shop et job shop. Ils soulignent le manque de méthodes de résolution efficaces, malgré l’intérêt soutenu qu’elles suscitent dans la littérature.

Clark et al. [78] insistent sur la nécessité d’intégrer simultanément le lot sizing et l’ordonnancement. Ils soulignent, dans cette optique, le besoin de méthodes de résolution plus performantes et de formulations optimisées, particulièrement lorsque les modèles intègrent plusieurs contraintes pour une meilleure représentation des problèmes intégrés. Pour aborder ces défis, ils préconisent l’adoption de méthodes hybrides combinant des techniques exactes et des heuristiques afin d’améliorer l’efficacité des solutions proposées.

Dans leur revue, Maravelias et Sung [81] ont analysé les principales approches d’intégration de la planification et de l’ordonnancement, qui se déclinent en trois catégories :

1. Les modèles d’ordonnancement détaillés, qui consistent à intégrer le modèle d’ordonnancement comme un sous-modèle dans chaque période du modèle de planification ou à considérer un modèle global d’ordonnancement détaillé sur l’ensemble de l’horizon de planification. Cette approche, bien que précise, conduit à un problème computationnellement complexe. Un exemple représentatif de cette approche est le travail de Sung et Maravelias [83].
2. La relaxation ou l’agrégation du modèle détaillé d’ordonnancement, qui vise à simplifier le problème en relaxant certaines contraintes ou en regroupant certaines décisions, permettant ainsi d’obtenir une approximation du modèle initial. Une illustration de cette méthode est donnée par les travaux de Erdirik-Dogan et Grossmann [84] , [85].
3. Les modèles substitués hors ligne, qui consistent à effectuer des calculs en amont afin de générer des contraintes définissant la région faisable du modèle d’ordonnancement. Cette approche permet de réduire la complexité du problème en limitant l’espace de recherche. Un exemple de cette méthode est le travail de Wan et al. [86].

2.6 Méthodes de résolution des problèmes intégrés de planification et d'ordonnancement de la production

Les stratégies de résolution des problèmes intégrés de planification et d'ordonnancement peuvent être classées en deux grandes catégories selon Maravelias et Sung [81] (méthodes de décomposition et méthodes globales). Ces catégories sont définies en fonction de la manière dont le problème est structuré et résolu :

2.6.1 Méthodes de décomposition

Les méthodes de décomposition divisent le problème en deux sous-problèmes : un sous-problème principal (niveau stratégique ou de haut niveau), qui vise à déterminer les objectifs de production et d'autres décisions globales, et un sous-problème secondaire (niveau opérationnel ou de bas niveau), qui s'occupe de l'ordonnancement détaillé des opérations en fonction des décisions prises dans le sous-problème principal. L'information circule généralement du problème principal vers le sous-problème secondaire, où les objectifs de production définis sont utilisés comme contraintes ou paramètres dans l'ordonnancement détaillé. Dans ce type de méthodes, deux approches principales existent selon la direction du flux d'information. La première approche contient les méthodes hiérarchiques, où l'information circule dans un seul sens, du problème principal vers le sous-problème d'ordonnancement, sans rétroaction. Une fois les décisions de production fixées, elles ne sont pas modifiées en fonction des résultats obtenus dans l'ordonnancement. Pour cette approche, citons le travail de Yan et al. [87], qui ont d'abord résolu le problème de planification de production puis ont les quantités planifiées dans l'ordonnancement en utilisant la métaheuristique Recherche tabou. La deuxième approche inclut les méthodes itératives, qui mettent en place un cycle de rétroaction entre l'ordonnancement et la planification, les solutions issues du modèle d'ordonnancement peuvent influencer les décisions du modèle de planification, permettant ainsi une amélioration progressive des résultats à chaque itération. Cette approche permet une meilleure synchronisation entre les niveaux stratégique et opérationnel, mais au prix d'une complexité computationnelle accrue.

2.6.2 Méthodes globales ou full-space

Dans les méthodes full-space, une formulation intégrée est utilisée, combinant directement les modèles d'ordonnancement détaillé et de planification pour chaque période de l'horizon de planification. Contrairement aux méthodes de décomposition, ces modèles prennent en compte simultanément toutes les variables et contraintes, fournissant ainsi une solution complète contenant toutes les informations nécessaires à la fois pour la planification et l'ordonnancement. Cependant, ces modèles sont très complexes et souvent difficiles à résoudre. Certains auteurs ont proposé différentes approches pour surmonter cette complexité. Par exemple, Bassett et al. [74], Blanco et al. [88] et Kelly [89] ont utilisé des modèles MILP pour résoudre ces problèmes, en intégrant des contraintes détaillées

de ressources et de coûts. Toutefois, la résolution directe de ces modèles peut s'avérer computationnellement intractable, particulièrement dans le cas de grands horizons de planification ou d'un nombre important de tâches.

Pour pallier ces difficultés, plusieurs travaux ont exploré l'utilisation de méthodes heuristiques et métaheuristiques. Reklaitis [90] a appliqué le recuit simulé, tandis que Berning et al. [91] et Yan et Zhang [92] ont expérimenté les algorithmes génétiques pour accélérer la recherche de solutions acceptables sans garantir leur optimalité.

Une alternative consiste à décomposer la formulation intégrée en exploitant sa structure afin de résoudre les sous-problèmes séparément et de manière itérative. Pour cela, plusieurs méthodes de programmation mathématique ont été développées, notamment la décomposition de Benders et la relaxation/décomposition lagrangienne. La décomposition de Benders repose sur la résolution d'un problème maître relaxé, qui ne prend en compte que les variables de liaison, suivie de la résolution de sous-problèmes découplés, dont les solutions servent ensuite à affiner progressivement le problème maître. Cette méthode a été utilisée par Kelly et Zyngier [93].

La relaxation lagrangienne est, quant à elle, utilisée lorsque le problème contient un ensemble de contraintes faciles à gérer et un ensemble de contraintes complexes dont la suppression (et leur réintégration sous forme de pénalité dans la fonction objectif) permet d'obtenir un problème plus simple à résoudre. Dans le cas de la planification de production, cette situation se présente lorsque le modèle d'ordonnancement s'étend sur plusieurs périodes, créant ainsi des contraintes de liaison entre périodes consécutives. Une variante, la décomposition lagrangienne, consiste à dupliquer certaines variables complexes qui apparaissent dans plusieurs contraintes et à introduire des relations de liaison qui sont ensuite relâchées dans la décomposition. Chen et Pinto [94] ont appliqué la relaxation lagrangienne et la relaxation hybride lagrangienne/surrogate à un réseau de processus flexibles continus.

Le choix d'une stratégie de résolution dépend de plusieurs facteurs, notamment la taille du problème, le niveau de précision requis et la capacité computationnelle disponible. Les méthodes de décomposition sont généralement plus adaptées aux grandes instances industrielles, tandis que les modèles full-space sont préférés lorsqu'une solution optimale et détaillée est nécessaire, malgré leur coût computationnel élevé.

2.7 Transitions temporelles dans la planification de la production

Ils existent plusieurs formes de transition entre les périodes consécutives dans un problème de planification de la production. La majorité des travaux considèrent les lignes ou machines de production sans prendre en compte les coûts de lancement. De plus, les recherches se concentrent davantage sur le setup carryover ([59], [95]) ou le setup crossover [96]. Il est également à noter que peu d'études ont abordé simultanément ces deux notions (setup carryover et setup crossover), en raison de la complexité liée à leur

combinaison ([97], [98]). Ces concepts seront détaillés dans les sections 2.7.1 et 2.7.2.

2.7.1 CLSP avec ordonnancement et setup carryover

Dans la planification de la production, la prise en compte des transitions entre périodes est essentielle pour modéliser fidèlement le fonctionnement des systèmes industriels. Ces transitions peuvent se présenter sous différentes formes, influençant directement les coûts, les temps de setup et l'utilisation des ressources. Parmi les principales configurations étudiées dans la littérature, on distingue le setup carryover, où la production d'un produit peut être continuée d'une période à l'autre si la production se poursuit sur la même machine, et le setup crossover, qui permet de partager le setup entre plusieurs périodes. C'est pourquoi de nombreux travaux de recherche se sont intéressés à leur modélisation et à leur impact sur les performances des systèmes de production.

À notre connaissance, Fiorotto et al. [7] sont les seuls à avoir réalisé une revue et une classification des recherches intégrant le setup carryover et le setup crossover, en analysant leur impact sur les problèmes de dimensionnement des lots. Dans leur étude, ils classent les travaux selon différentes formes de transition entre périodes, en distinguant le setup crossover, le setup carryover, ou une combinaison des deux, dans des modèles à grands ou petits intervalles de temps (big bucket ou small bucket), avec des temps de mise en place courts ou longs, et en intégrant ou non l'ordonnancement. Leur analyse met en évidence que l'intégration de ces éléments dans le CLSP est bénéfique et permet d'obtenir des solutions réalisables et plus optimisées par rapport aux hypothèses classiques du CLSP standard.

Dillenberger et al. [99] ont été les premiers à proposer un modèle prenant en compte le setup carryover dans la planification de production, avec des setups majeurs entre les familles de produits et des setup mineurs entre les produits de même famille, sachant que les setups mineurs génèrent des temps et des coûts insignifiants. Ils ont appliqué une approche fix-and-relax pour résoudre ce problème dans l'industrie des semi-conducteurs. De leur côté, Gopalakrishnan et al. [100] ont étudié un problème de planification dans l'industrie papetière et ont proposé un cadre de modélisation du CLSP sur une machine unique avec setup carryover et des setups majeurs et mineurs dans le même cadre que celui de Dillenberger. Gopalakrishnan et al. [101] ont étendu ensuite leur modélisation à des formulations intégrant plusieurs machines identiques et la planification des outils nécessaires.

Certains auteurs ont abordé le setup carryover avec l'ordonnancement dans le CLSP, parmi ces auteurs citons Gupta et Magnusson [44], Quadts et Kuhn [102], Kopanos et al. [5] et Zhang et al. [6]. Gupta et Magnusson [44] se sont concentrés sur une machine unique et des temps de setup dépendant de la séquence. Motivés par un problème rencontré par une entreprise fabriquant des rouleaux de papier abrasif, ils ont développé une heuristique constructive nommée ISI, composée de trois étapes : Initialisation, Séquence, et Amélioration. La première étape trouve une solution réalisable initiale, la deuxième

optimise la séquence en minimisant les coûts, et la dernière affine la solution obtenue. Kopanos et al. [5] ont proposé un modèle pour les processus continus en parallèle dans une brasserie. Leur approche prend en compte des setups indépendants de la séquence pour des lots de produits appartenant à une même famille, et des temps et coûts de setups dépendants de la séquence pour les familles de produits. Quadt et Kuhn [102] ont considéré les temps de setups, les retards de livraison et des machines parallèles, et ont proposé une heuristique intégrant un modèle agrégé avec variables entières. Zhang et al. [6] ont développé deux modèles de programmation linéaire en nombres entiers (MILP) pour un problème avec des temps de setup dépendant de la séquence. Ils ont proposé une méthode de branching et de sélection basée sur les données pour résoudre le problème efficacement.

2.7.2 Intégration conjointe du setup crossover et du setup carryover

Contrairement au setup carryover, le setup crossover a fait l'objet de peu d'attention lorsqu'il est considéré individuellement. De plus, les recherches ayant intégré simultanément le setup crossover et le setup carryover dans la planification de la production demeurent également très limitées. Parmi celles-ci :

- Sung et Maravelias [83], Menezes et al. [103], Mohan et al. [104], Belo-Filho et al. [105], Ramya et al. [98], Kang [97] et Y. Lee et K. Lee [106] ont étudié ces aspects dans des problèmes à une seule ressource et un seul niveau.
- Kopanos et al. [5], Mahdiah et al. [95] et Carvalho et Nascimento [8] ont traité le problème sur des ressources parallèles à un seul niveau.
- Camargo et al. [107] ont travaillé sur un problème multi-niveaux avec ressources parallèles.
- Behnamian et al. [9] ont analysé un problème multi-niveaux à une seule ressource avec des grands intervalles de temps (big bucket).

Sung et Maravelias [83] ont proposé un modèle avec temps de setup indépendants de la séquence, longs temps de setup pouvant dépasser une période, et périodes de temps non uniformes. Leur formulation a ensuite été étendue aux familles de produits, aux unités parallèles, aux temps idle (périodes d'inactivité), aux demandes backloggées et aux ventes perdues. Menezes et al. [103] ont considéré des setups non triangulaires et dépendants de la séquence, imposant des tailles de lots minimales dans un problème intégré de dimensionnement de lots et d'ordonnancement. Ils ont développé une méthode pour identifier et éliminer les sous-tours déconnectés. Mohan et al. [104] ont étendu la formulation de Suerie et Stadtler [108] en ajoutant le setup crossover, et ont montré que leur modèle fournissait de meilleures solutions ou supprimait l'infaisabilité dans 12 cas sur 18 testés. Fiorotto et al. [96] ont comparé les formulations de Mohan et al. [104] et Menezes et al. [103] à travers une étude computationnelle, concluant que la formulation de Menezes

et al. [103] était plus performante. Ils ont également introduit des contraintes de rupture de symétrie permettant d'éliminer des solutions alternatives et de réduire le temps de résolution. Belo-Filho et al. [105] ont proposé deux formulations intégrant le backlogging en plus du setup carryover et crossover. L'une était basée sur le modèle de Suerie et Stadtler [108], tandis que l'autre utilisait une variable de préparation désagrégée issue de la reformulation classique de Krarup et Bilde [109]. L'impact du setup crossover a été démontré en comparant leurs formulations avec celle de Sung et Maravelias [83]. Ramya et al. [98] ont proposé deux modèles mathématiques intégrant deux scénarios : dans le premier, les coûts de setup et de stockage sont indépendants du temps mais dépendent du produit, tandis que dans le second, ces coûts dépendent à la fois du temps et du produit. Ils ont démontré que le modèle de Mohan et al. [104] pouvait donner des solutions infaisables. Kang [97] a proposé une formulation avec temps de setup triangulaires et dépendants de la séquence, intégrant setup carryover et crossover. Leur modèle utilise un nombre exponentiel de contraintes d'élimination des sous-tours généralisées (GSEC), générées par une routine de séparation. Enfin, Y. Lee et K. Lee [106] ont utilisé un algorithme de programmation dynamique approximatif pour résoudre le problème intégré de dimensionnement des lots et d'ordonnancement avec setup carryover et crossover.

Kopanos et al., [5] ont proposé un modèle intégrant l'ordonnancement et prenant en compte le backlogging ainsi que l'organisation des produits en familles, où les produits partageant des caractéristiques similaires sont regroupés. Ce concept suppose que les temps et coûts de setup sont indépendants de la séquence pour les produits d'une même famille, mais dépendent de la séquence entre différentes familles de produits. Les auteurs ont montré que leur modèle permet d'obtenir de meilleures solutions lorsqu'il est appliqué à un problème réel, en comparaison avec les outils commerciaux existants. Mahdiah et al. [95] ont présenté une formulation intégrant l'ordonnancement, des temps et coûts de setup non triangulaires et dépendants de la séquence, tout en imposant des tailles minimales de lots. Développée initialement pour une machine unique, cette formulation a ensuite été étendue aux lignes de production flexibles et aux machines parallèles. Les tests computationnels ont démontré que l'intégration du setup carryover et du setup crossover apporte une plus grande flexibilité et une meilleure efficacité au problème de dimensionnement des lots. Carvalho et Nascimento, [8] se sont intéressés au problème intégré de dimensionnement des lots et d'ordonnancement sur machines parallèles, en considérant le setup carryover et des temps et coûts de setup non triangulaires et dépendants de la séquence. Pour résoudre ce problème, ils ont proposé une combinaison d'approches heuristiques.

Camargo et al. [107] ont étudié le problème de dimensionnement des lots et d'ordonnancement pour les processus de fabrication en deux étapes. Ils ont proposé trois formulations, dont l'une intègre à la fois le setup carryover et le setup crossover. Les tests computationnels ont révélé que cette formulation offre une plus grande flexibilité pour intégrer les contraintes liées aux setups, bien qu'elle présente des performances moindres en termes

de temps de calcul par rapport aux deux autres formulations proposées.

Behnamian et al. [9] ont étudié le problème de dimensionnement et d'ordonnancement des lots dans un contexte multi-niveaux, en considérant des temps et coûts de setup dépendants de la séquence pour les familles de produits ainsi que le setup carryover. Pour résoudre ce problème sur des instances de grande taille, ils ont appliqué une borne inférieure et un algorithme génétique.

2.8 Synthèse et contribution

La littérature existante révèle plusieurs lacunes dans la modélisation et l'optimisation intégrée des systèmes de production complexes. En particulier, peu de travaux abordent de manière conjointe la planification de la production et l'ordonnancement, malgré l'interdépendance étroite entre ces deux niveaux décisionnels, dont l'impact sur la performance industrielle est bien établi. De plus, très peu d'études intègrent simultanément ces deux dimensions dans des contextes impliquant des ressources parallèles et des configurations de transition entre périodes, notamment le setup carryover et le setup crossover.

À notre connaissance, une seule étude ([8]) a résolu le problème combinant l'ensemble de ces caractéristiques, par des heuristiques spécifiques en complément de l'utilisation d'un solveur exact.

Par ailleurs, les coûts et temps de lancement des lignes de production après un arrêt demeurent largement sous-modélisés dans la littérature, alors même qu'ils influencent de manière significative les décisions de redémarrage ainsi que la stabilité des plans de production. Ces limitations réduisent considérablement l'applicabilité des approches existantes dans des contextes industriels réels, où ces contraintes interagissent de manière complexe.

Face à ces constats, ce travail de recherche propose une approche originale reposant sur deux contributions complémentaires :

1. Un modèle mathématique précis : conçu pour représenter fidèlement la complexité des systèmes de production étudiés, en intégrant explicitement la planification, l'ordonnancement, les setups dépendants des séquences, les ressources parallèles, ainsi que plusieurs types de transitions entre périodes consécutives. Le modèle est détaillé dans la section 4.4 du chapitre 4.
2. Une métaheuristique performante : adaptée pour résoudre efficacement le problème d'optimisation conjointe de la planification de la production et de l'ordonnancement, présentée dans la section 4.5.1 du chapitre 4.

L'une des avancées majeures de cette recherche réside dans l'intégration simultanée de cinq configurations distinctes de transitions temporelles au sein d'un cadre unifié :

- Setup carryover : transition où la configuration de production est reportée d'une période à l'autre.
- Setup crossover : transition où une configuration est partagée entre deux périodes.

-
- Continuité de fabrication : production sans interruption entre deux périodes, évitant ainsi les coûts et temps de lancement en début de période.
 - Changement de produit avec lancement : introduction d'un nouveau produit nécessitant un lancement de ligne en début de période.
 - Relance après inactivité : reprise de la fabrication du dernier produit fabriqué après une période d'arrêt, avec un coût et un temps réduit par rapport à un changement complet.

Cette modélisation fine, qui reflète la diversité des scénarios industriels réels, constitue une avancée méthodologique significative et un outil d'aide à la décision performant pour les industriels confrontés à ces problématiques.

2.9 Conclusion

Ce chapitre a permis d'explorer les principaux axes de recherche relatifs à la planification de la production, en s'appuyant sur une revue approfondie de la littérature. Dans un premier temps, les fondements du problème de planification de la production et les différentes méthodes de résolution qui y sont associées ont été présentés, mettant en lumière les approches classiques telles que le CLSP, ainsi que ses extensions prenant en compte les heures supplémentaires.

La revue a ensuite mis l'accent sur l'intégration de la planification et de l'ordonnancement, une démarche essentielle pour mieux représenter les contraintes opérationnelles réelles. Cette intégration a conduit à une analyse des méthodes de résolution spécifiques aux problèmes intégrés, qui tentent de concilier décisions tactiques et contraintes de court terme.

Par la suite, une attention particulière a été portée aux transitions temporelles dans les modèles de planification, en sollicitant d'avantage les travaux portant sur le setup carryover, ainsi que ceux intégrant de manière conjointe le setup crossover et le setup carryover. Ces derniers restent encore peu nombreux, en raison de la complexité croissante engendrée par la modélisation conjointe de ces deux types de transitions.

La synthèse de cette revue met en évidence des insuffisances notables dans la littérature, notamment en ce qui concerne la prise en compte conjointe de la planification et de l'ordonnancement, ainsi que l'intégration simultanée des différentes formes de transitions entre périodes et des coûts de lancement des lignes de production. Ces limites ont orienté les objectifs de cette thèse, qui visent à développer des modèles intégrés de planification et d'ordonnancement, tout en proposant une modélisation fine des transitions inter-périodes dans les systèmes de production.

Chapitre 3

Modèles avancés de lot-sizing :
Planification de la production
multi-produits avec ressources
hétérogènes, flexibilité de capacité et
backlogging

Introduction

La planification de la production est un enjeu stratégique pour les entreprises industrielles, en particulier celles opérant dans des environnements complexes avec des ressources limitées. Elle consiste à élaborer des plans optimaux pour organiser et coordonner l'utilisation des capacités de production, tout en respectant les contraintes liées à la demande, aux coûts et aux délais. Ce processus vise à répondre efficacement aux attentes des clients tout en minimisant les coûts opérationnels.

Dans le cadre de cette étude, nous nous intéressons à un problème de planification de la production multi-produits, multi-périodes, avec des ressources parallèles, des coûts de mise en place, des temps de réglage, et des coûts de lancement des lignes de production. L'objectif est de proposer des solutions qui permettent d'optimiser le plan de production tout en tenant compte des contraintes de capacité, de satisfaction de la demande, et de réduction des coûts.

Ce chapitre est constitué de deux parties. La première partie sera réservée au problème de dimensionnement de lot avec des ressources parallèles non identiques, des temps et des coûts de setup, et des coûts de lancement des ressources. La deuxième partie traite la philosophie de fonctionnement optimale dans une unité de production par l'adaptation du mode adéquat (mode régulier, mode avec heures supplémentaires) avec possibilité de backlogging. Nous commencerons par décrire le contexte et les spécificités du problème de planification étudié pour chaque partie, en mettant en évidence les défis et les enjeux associés. Nous présenterons ensuite les approches méthodologiques adoptées, à savoir un modèle mathématique de programmation linéaire en nombres entiers et une métaheuristique basée sur le recuit simulé. Enfin, les résultats des expérimentations numériques sur des cas réels et simulés seront analysés, mettant en lumière les performances des méthodes développées pour résoudre des instances de tailles variées.

En abordant ces aspects, ce chapitre vise à fournir une contribution significative à la littérature sur la planification de la production et à proposer des outils d'aide à la décision adaptés aux besoins des entreprises industrielles confrontées à des problématiques similaires.

3.1 Problème de dimensionnement de lot avec des ressources parallèles non identiques, des temps et des coûts de setup, et des coûts de lancement des ressources.

La gestion optimale des ressources dans les systèmes de production est un enjeu central pour les entreprises souhaitant maximiser leur efficacité tout en minimisant leurs coûts. L'un des défis majeurs dans ce contexte est le dimensionnement des lots de production, qui consiste à déterminer la quantité optimale de produits à produire en une seule fois. Une mauvaise gestion de cette dimension peut entraîner des surstocks ou des ruptures de stock, impactant ainsi la rentabilité de l'entreprise.

Le problème devient encore plus complexe lorsqu'il s'agit de ressources parallèles non identiques, où plusieurs unités de production sont disponibles, mais avec des capacités, des rendements et des coûts différents. Cette diversité des ressources nécessite une prise en compte minutieuse dans la planification de la production pour éviter une sous-utilisation ou une surcharge de certaines ressources. Dans ce contexte, cette étude se concentre sur l'optimisation du dimensionnement de lot en présence de ressources parallèles non identiques, avec des temps et des coûts de setup, ainsi que des coûts de lancement des ressources. L'objectif est de proposer une approche qui minimise les coûts globaux tout en respectant les contraintes de capacité et de demande, et en garantissant une utilisation optimale des ressources disponibles. Plus précisément, un modèle mathématique a été développé, testé et simulé en utilisant deux approches de résolution : un solveur CPLEX et une métaheuristique.

3.1.1 Description du problème

Le problème consiste à établir une planification de production sur un horizon de planification de P périodes et pour une unité de production composée de M lignes de production parallèles. Ces lignes peuvent être considérées comme des ressources ayant des capacités différentes pour fabriquer plusieurs types de produits (N). L'objectif est de satisfaire une demande prévisionnelle déterministe. Chaque type de produit peut être traité sur différentes lignes de production, avec des cadences de production différentes qui entraînent des temps et des coûts de production différents en fonction des lignes utilisées. Ainsi, les produits engendrent des coûts de stockage ainsi que des temps et des coûts de setup qui sont indépendants de la séquence ; ces derniers correspondent au lancement des produits en production.

Dans ce problème, nous prenons également en compte les périodes d'inactivité, qui correspondent à la capacité restante (en unités de temps) des périodes. Une période d'inactivité peut donc être inférieure ou égale à la durée de la période. Chaque ligne de production a un coût de lancement. Dans ce système de production, nous supposons que, dans une même période, une ligne de production est relancée pour la fabrication après une période d'inactivité à la fin de la période précédente.

L'objectif de ce travail est de déterminer un plan de production qui satisfait toutes les demandes pour chaque période de l'horizon de planification tout en minimisant le coût total, incluant les coûts de production, les coûts de setup, les coûts de stockage et les coûts de lancement des lignes de production. Pour formuler le problème considéré, nous utilisons les différents paramètres listés ci-dessous. La fonction objective est ensuite présentée, suivie des différentes contraintes associées au système étudié.

3.1.2 Modélisation mathématique

Dans cette section nous précisons la notation des paramètres et des variables utilisés, la fonction objectif et les différentes contraintes à respecter.

3.1.2.1. Notation

Les notations utilisées dans le modèle sont définies comme suit :

a. Ensembles et indices

- I Ensemble d'articles, $i \in I = \{1, \dots, n\}$
- M Ensemble de machines, $m \in M = \{1, \dots, K\}$
- P Ensemble de périodes, $p \in P = \{1, \dots, t\}$

b. Paramètres

- n Nombre de produits
- k Nombre de lignes de production parallèles
- t Nombre de périodes
- R Un grand nombre
- PR_{im} Coût de production du produit i dans la ligne de production m à la période p
- H_i Coût de détention des stocks du produit i
- LCH_m Coût de lancement de la ligne de production m
- S_i Coût de setup du produit i
- Dem_{ip} Demande de l'article i en période p
- Pt_{im} Temps de traitement du produit i sur la ligne de production m
- St_i Temps de setup du produit i
- Cap_{mp} Capacité en unité de temps d'une ligne de production parallèle m par période p

c. Variables de décision

Q_{imp}	Quantité produite du produit i sur la ligne de production m à la période p
st_{ip}	Niveau de stock du produit i à la fin de la période p
x_{imp}	Variable binaire qui vaut 1 si l'article i est configuré sur la ligne m en période p , sinon 0
ID_{mp}	Temps d'inactivité à la fin de la période p sur la ligne de production m
ID_b_{mp}	Variable binaire valant 1 s'il y a un temps d'inactivité à la fin de la période p sur la ligne m , sinon 0
lch_{mp}	Variable binaire valant 1 si la ligne de production m est lancée en période p , sinon 0

3.1.2.2. Fonction objectif

$$\text{Min } \sum_{i \in I} \sum_{m \in M} \sum_{p \in P} PR_{imp} Q_{imp} + \sum_{i \in I} \sum_{m \in M} \sum_{p \in P} S_i x_{imp} + \sum_{m \in M} \sum_{p \in P} LCH_m lch_{mp} + \sum_{i \in I} \sum_{p \in P} H_i st_{ip}$$

La fonction objective minimise le coût total, qui est composé du coût de production de tous les produits sur les lignes de production sur l'horizon de planification, du coût de réglage indépendant de la séquence, du coût de lancement des lignes de production et du coût de stockage des produits.

3.1.2.3. Contraintes

$$st_{ip} = st_{ip-1} + \sum_{m \in M} Q_{imp} - Dem_{ip} \quad \forall i, p > 1 \quad (3.1.1)$$

$$st_{i1} = \sum_{m \in M} Q_{im1} - Dem_{i1} \quad \forall i \quad (3.1.2)$$

$$\sum_{i \in I} x_{imp} St_i + \sum_{i \in I} Q_{imp} Pt_{im} + ID_{mp} = Cap_{mp} \quad \forall m, p \quad (3.1.3)$$

$$Q_{imp} \leq x_{imp} * \sum_{p \in P} Dem_{ip} \quad \forall i, m, p \quad (3.1.4)$$

$$ID_{mp} \leq R * ID_b_{mp} \quad \forall m, p \quad (3.1.5)$$

$$ID_b_{mp} \leq ID_{mp} \quad \forall m, p \quad (3.1.6)$$

$$lch_{mp} \leq ID_b_{mp-1} \quad \forall m, p \quad (3.1.7)$$

$$lch_{mp} \geq ID_b_{mp-1} + \max_i x_{imp} - 1 \quad \forall m, p > 1 \quad (3.1.8)$$

$$lch_{m1} \geq \max_i x_{im1} \quad \forall m \quad (3.1.9)$$

$$lch_{mp} \leq \max_i x_{imp} \quad \forall m, p \quad (3.1.10)$$

$$Q_{imp} \in \mathbb{N}^+ \quad \forall i, m, p \quad (3.1.11)$$

$$st_{ip} \in \mathbb{N}^+ \quad \forall i, p \quad (3.1.12)$$

$$ID_{mp} \in \mathbb{R}^+ \quad \forall m, p \quad (3.1.13)$$

$$x_{imp} \in \{0, 1\} \quad \forall i, m, p \quad (3.1.14)$$

$$lch_{mp} \in \{0, 1\} \quad \forall m, p \quad (3.1.15)$$

$$ID_b_{mp} \in \{0, 1\} \quad \forall m, p \quad (3.1.16)$$

Les contraintes (3.1.1) et (3.1.2) sont des contraintes d'équilibre de matière. La contrainte (3.1.3) garantit que la capacité de chaque ligne de production par période est respectée. Elle calcule également la capacité restante en unité de temps sur chaque ligne de production à chaque période. La contrainte (3.1.4) garantit qu'un produit est traité sur une ligne de production à une période donnée uniquement si celle-ci est configurée pour ce produit.

Les contraintes (3.1.5) et (3.1.6) concernent la capacité restante à chaque période pour chaque ligne de production. Si une période d'inactivité existe à la fin de la période p sur la ligne de production m ($ID_{mp} > 0$), alors la variable booléenne ID_b_{mp} prend la valeur 1, sinon elle prend la valeur 0. Les contraintes de (3.1.7) à (3.1.10) portent sur le lancement des lignes de production. La contrainte (3.1.7) garantit qu'il n'y a pas de lancement d'une ligne de production s'il n'y a pas de période d'inactivité à la période précédente. La contrainte (3.1.8) garantit qu'une ligne de production doit être lancée s'il y a au moins un produit traité durant la période et en même temps une période d'inactivité à la période précédente. La contrainte (3.1.9) indique qu'une ligne de production est lancée à la première période s'il y a au moins un produit traité. La contrainte (3.1.10) garantit qu'une ligne de production n'est pas lancée s'il n'y a aucun produit traité.

Les contraintes de (3.1.11) à (3.1.16) concernent la définition des variables. Les variables Q_{imp} et St_{ip} sont des variables entières positives. ID_{mp} est une variable positive non entière. Les variables x_{imp} , lch_{imp} et ID_b_{mp} sont des variables booléennes.

3.1.3 Approches de résolution

Pour examiner le problème posé, deux approches distinctes ont été adoptées pour résoudre le modèle formulé : une méthode exacte et une métaheuristique. La méthode exacte a été mise en œuvre à l'aide du solveur CPLEX, tandis que la métaheuristique repose sur l'algorithme de Recuit Simulé (présenté dans la section 1.7.3 du chapitre 1), particulièrement adaptée aux grandes instances.

3.1.3.1. Description de la métaheuristique Recuit Simulé

Dans ce travail, nous avons opté pour l'algorithme de recherche locale : l'algorithme de Recuit Simulé (SA : Simulated Annealing). Ce choix est basé sur les conclusions de James et Almada-Lobo [110] et Carvalho et Nascimento [8], qui ont démontré que les méthodes basées sur la recherche locale peuvent offrir de bonnes performances pour résoudre des problèmes et sont efficaces pour améliorer la qualité des solutions. L'algorithme de Recuit Simulé est présenté dans l'Algorithme 1, et les méthodes de recherche de solution initiale et de recherche de solution de voisinage sont décrites ci-dessous.

Algorithme 1 : Recuit Simulé (Simulated Annealing)

Inputs : t_0 : initial temperature, max : maximum number of iterations, t_f : final temperature, α : cooling rate

Outputs : feasible solution *Solution*

1. $t \leftarrow t_0$
2. initialize move counter : $iter \leftarrow 0$
3. Generate an initial feasible solution : $S_0 \leftarrow \text{Generate_Initial_Solution}(Dem_{ip}, Cap_{mp})$
4. Set current solution *Solution* to initial solution S_0 : $Solution \leftarrow S_0$
5. while ($t > t_f$) do
 - while ($iter < max$) do
 - $iter++$
 - $s \leftarrow \text{Generate_Neighbor}(Solution)$
 - $\Delta \leftarrow \text{fitness}(s) - \text{fitness}(Solution)$
 - If ($\Delta < 0$) then $Solution \leftarrow s$
 - Else
 - $x \leftarrow \text{random}$
 - if ($x < e^{-\Delta/t}$) then $Solution \leftarrow s$
6. $t \leftarrow t \times \alpha$
7. $iter \leftarrow 0$
8. Return feasible solution *Solution*

a. Génération d'une solution initiale

Nous avons opté pour la génération aléatoire de la solution initiale. Les produits sont affectés de manière aléatoire aux lignes de production, et les quantités sont déterminées aléatoirement tout en respectant la capacité de production de chaque ligne pour chaque période. De plus, le principe de satisfaction de la demande par produit et par période est pris en compte. Les étapes de génération d'une solution initiale aléatoire sont résumées dans l'Algorithme 2. Les étapes de 1 à 5 sont répétées pour chaque période de l'horizon de planification.

Pour une période donnée p , les types de produits sont d'abord affectés de manière aléatoire aux lignes de production pour cette période (x_{imp}). Ensuite, sur chaque ligne de

production sélectionnée, les quantités produites sont déterminées pour les types de produits affectés (Q_{imp}), tout en respectant la capacité de production de la ligne et sans dépasser la demande de la période pour chaque type de produit. À la fin de cette première étape, nous mettons à jour les capacités de production restantes pour chaque ligne ainsi que les demandes non satisfaites de la période p .

Par la suite, pour chaque type de produit dont la demande de la période n'a pas encore été satisfaite, une réaffectation est réalisée pour la même période, puis pour les périodes précédentes si la demande ne peut être satisfaite dans la période p .

La réaffectation pour la même période p se fait d'abord en augmentant les quantités produites sur les lignes de production disposant de capacités restantes et où le produit est déjà affecté. Ensuite, si la demande de la période pour le même type de produit n'est toujours pas satisfaite, nous utilisons les autres lignes de production disposant de capacités restantes et où le produit n'a pas encore été affecté. Cette priorisation permet de réduire les coûts de setup. La réaffectation aux périodes précédentes à la période p , consiste à augmenter les quantités produites pour le type de produit sur les lignes de production restantes avec des capacités disponibles, où le produit a été affecté, de la première période à la période $p - 1$, jusqu'à satisfaction de la demande. Ce dernier type de réaffectation nécessite le recalcul des niveaux de stock dans les périodes antérieures à p , puisque le plan de production a été modifié. Ensuite, une fois toutes les demandes des produits de la période actuelle sont satisfaites, nous calculons les niveaux de stock pour chaque type de produit dans cette même période p .

Enfin, nous mettons à jour les capacités restantes sur chaque ligne de production et à chaque période (ID_{mp}), et nous marquons le lancement des lignes de production (lch_{mp}) pour les périodes où cela est nécessaire, c'est-à-dire après une période d'inactivité restante à la fin d'une période précédente.

Algorithme 2 : Genrate_Initial_Solution**Inputs :** $Dem_{ip} : Cap_{mp}$ **Outputs :** Random solution $S(x_{imp}, Q_{imp}, St_{ip}, lch_{mp}, ID_{mp}, ID_b_{mp},)$ **Repeat** until finding a feasible solution S **Repeat** for every period p of the planning horizon

1. Random assignment of product types to production lines (x_{imp}) with random production quantities (Q_{imp}) not exceeding the demand of the period (Dem_{ip}) and the production capacity of the selected production line (Cap_{mp})
2. Update of production lines capacities, ID_{mp} and remaining demands
3. Demand satisfaction test for each type of product and each period
4. If the demand of a type of product (n) is not satisfied at a period p , we make a reallocation :
 - a. Reallocation at the same period p
 - i. Increase of the production quantities of n on the selected production lines (where the type of product is manufactured) with remaining capacity
 - ii. Assignment and manufacturing on other production lines
 - b. Reallocation to prior periods to p
 - i. From period 1 to period $p - 1$, increase in production quantities of n on the production lines where the product has been assigned and with remaining capacity
 - ii. Recalculation of inventory levels of product type n from period 1 to period $p - 1$
5. Calculation of the inventory levels for each product type st_{ip}

End Repeat

6. Update of variables related to the launch of production lines (lch_{mp}) for all production lines and all periods of the planning horizon

End Repeat**Return** feasible solution S **b. Génération d'une solution de voisinage**

La génération d'une solution de voisinage consiste à perturber la solution initiale et à corriger la solution infaisable résultante. Tout d'abord, un seul type de produit du plan de production initial est modifié. Un type de produit n' , sélectionné aléatoirement, est retiré d'une ligne de production m' à une période p' , ce qui génère une demande insatisfaite pour n' à une période donnée. Par conséquent, une mise à jour des paramètres de la nouvelle solution est nécessaire, ainsi qu'une réaffectation de la demande non satisfaite. La réaffectation de la demande non satisfaite pour une période donnée p est réalisée d'abord dans la même période tout en respectant les capacités de production. Ensuite, si

nécessaire, une réaffectation est effectuée dans les périodes antérieures à p , en commençant par la période $p - 1$ et en remontant jusqu'à la première période, en fonction des capacités restantes de chaque période et de la quantité de demande résiduelle non satisfaite à chaque itération de la boucle. Cette stratégie a un impact sur le coût de stockage.

Dans les deux cas, la priorité est donnée en premier lieu à l'augmentation des quantités produites sur les lignes de production disposant de capacités restantes et où le produit a déjà été affecté, si cela est possible. Si la demande reste insatisfaite, le produit est ensuite configuré sur les autres lignes de production disposant de capacités restantes. Cette priorisation a un impact sur le coût de setup des produits.

Enfin, une mise à jour des paramètres de la solution de voisinage obtenue est nécessaire, notamment les variables de lancement des lignes de production et les niveaux de stock.

Algorithme 3 : Genrate_Neighbor

Inputs : initial solution S_0

Outputs : neighbor solution S

- 1- Initialization of the new solution : $S \leftarrow S_0$
- 2- Randomly select the indices $m' \in M, p' \in P$ and $n' \in N$ where $Q_{imp} \neq 0$
- 3- Put $Q_{n'm'p'} = 0$ et $x_{n'm'p'} = false$ of the new solution S
- 4- Update the parameters of the new solution S
- 5- Test of demand satisfaction of product type n' at each period of the planning horizon : period p
- 6- Reallocation of unmet demand of product type n' of period p
 - a. Reallocation to the same period p
 - i. Increase the production quantities of product type n' on production lines with remaining capacity and where it is already assigned
 - ii. Assignment and manufacturing on the other lines not yet used for the production of n'
 - b. Reallocation to prior periods to p
 - i. From period $p - 1$ to period 1, increase of the production quantities on the lines where the product has been assigned and with remaining production capacity
 - ii. From period $p - 1$ to period 1, assignment and manufacturing on the other lines not yet used for the production of n'
- 7- Recalculation of the stock levels of product type n' from the 1st period to the period p
- 8- Update of the parameters of the new solution S (production capacity of the production lines Cap_{mp} , launch of the production lines lch_{mp})

Return the neighbor solution S

3.1.4 Résultats

Dans cette section, nous présentons des expériences numériques issues de l'application des méthodes proposées à une étude de cas réel pour résoudre le problème de dimensionnement des lots multi-produits, multi-périodes avec ressources parallèles, temps et coûts de setup, ainsi que coûts de lancement des lignes de production. Nous avons utilisé le solveur CPLEX 12.6 pour implémenter et résoudre le modèle mathématique développé. Pour notre méthode métaheuristique, l'algorithme a été codé en langage Java à l'aide d'IntelliJ IDEA 2020.2.1 sur un ordinateur équipé d'un processeur Intel(R) Core(TM) i5-1035G1 CPU @ 1.00GHz 1.19 GHz, de 20 Go de RAM et fonctionnant sous Windows 10 (64 bits). Les différentes données utilisées dans les tests réalisés dans ce travail ont été collectées auprès d'une entreprise industrielle du domaine de la plasturgie.

Afin de tester l'efficacité et les performances des algorithmes proposés, plusieurs expériences ont été menées à la fois avec CPLEX et avec la métaheuristique, et les résultats ont été comparés.

Les tests réalisés dans cette étude ont été conduits selon deux variations différentes :

- Une variation liée aux paramètres du système de production considéré, à savoir le nombre de produits, le nombre de lignes de production et le nombre de périodes.
- Une variation liée aux paramètres de la métaheuristique, notamment le nombre d'itérations et la température initiale. Concernant le taux de refroidissement (α) et la température finale (t_f), ils ont été fixés respectivement à $\alpha = 0,99$ et $t_f = 0,1$.

La complexité du problème étudié exige une analyse rigoureuse de tous les cas possibles. Cette complexité est progressive et augmente avec les paramètres du système. Cela dit, en raison du grand nombre de paramètres à faire varier, nous avons appliqué le principe suivant : pour chaque série d'expérimentations, nous avons considéré 3 et/ou 5 périodes, fixé un des deux autres paramètres du système de production et fait varier le troisième. Par exemple, en fixant le nombre de produits, nous avons fait varier le nombre de lignes de production pour 3 et/ou 5 périodes, et inversement.

Pour la première expérimentation, par exemple, nous avons fixé le nombre de lignes de production (m) à 3, le nombre de périodes (p) à 3, et nous avons fait varier le nombre de produits (n) : 2, 3, 5, 10, 15, 20. Cela donne les configurations suivantes pour (m, p, n) : (3,3,2), (3,3,3), (3,3,5), (3,3,10), (3,3,15), (3,3,20). Cette approche a permis de tester un grand nombre de configurations avec CPLEX. Par ailleurs, pour chaque configuration, plusieurs tests (scénarios) ont été réalisés avec la métaheuristique en variant le nombre d'itérations et la température initiale, afin d'établir le plan optimal correspondant aux différentes évolutions du système étudié.

Les résultats obtenus pour toutes les configurations et scénarios sont présentés dans le Tableau 1, qui considère le nombre de produits, le nombre de lignes de production, le nombre de périodes, le nombre d'itérations et la température initiale spécifiés dans chaque test. Pour tester les limites et la convergence du système étudié, deux configurations ont été

introduites en augmentant simultanément le nombre de lignes de production, le nombre de produits et le nombre de périodes. Ces configurations sont présentées dans le Tableau 2.

Grâce à l'implémentation sur CPLEX du programme linéaire mixte développé pour le modèle mathématique proposé, nous avons pu produire des plans de production permettant d'établir la meilleure affectation produit-ligne-période, en déterminant les dates de début et de fin de traitement pour chaque produit tout en minimisant les différents coûts et les temps d'attente. Cependant, le solveur CPLEX a montré des limites et n'a pas pu fournir de solution dans un temps de calcul limité (24h) pour les configurations suivantes : 15 produits, 3 lignes de production et 5 périodes, et 3 produits, 10 lignes de production et 5 périodes. En revanche, avec la métaheuristique SA, des plans de production ont été obtenus en quelques minutes pour ces mêmes configurations ainsi que pour d'autres configurations de grande taille.

Dans les tableaux 1 et 2, l'écart calculé représente l'écart relatif entre la fonction objectif obtenue par la métaheuristique SA et celle obtenue par CPLEX. Le meilleur résultat obtenu parmi tous les scénarios pour chaque configuration est mis en gras. À noter que pour chaque scénario, 10 tests ont été réalisés, et le meilleur résultat avec l'écart le plus faible a été rapporté dans les tableaux.

Le nombre d'itérations et la température initiale utilisés dans les scénarios et testés dans une même configuration varient d'une configuration à une autre. Le nombre minimal d'itérations testé est de 100 et la température initiale minimale est de 10. Ces deux paramètres évoluent en fonction de la qualité de la solution obtenue. Cela signifie que, pour une configuration donnée, si une solution satisfaisante (écart réduit) est obtenue avec un faible nombre d'itérations et une faible température initiale (par exemple, 500 itérations et température initiale 20), les tests d'autres scénarios avec un nombre d'itérations ou une température initiale plus élevés ne sont pas faits.

Table 3.1 – Comparaison entre les résultats de CPLEX et les résultats de la métaheuristique SA

				CPLEX			SA						
	Scénario	Produits	Lignes	Périodes	Coût total	Temps	Unité	Itér.	t_i	Coût total	Écart	Temps	Unité
Config. 1	Scénario 1.1	2	3	3	22 699 190	34	ms	100	10	22 968 878	1,19%	804	ms
	Scénario 1.2	2	3	3	22 699 190	34	ms	100	20	22 955 686	1,13%	916	ms
	Scénario 1.3	2	3	3	22 699 190	34	ms	500	10	22 955 686	1,13%	3 832	ms
	Scénario 1.4	2	3	3	22 699 190	34	ms	500	20	22 955 686	1,13%	6 106	ms
	Scénario 1.5	2	3	3	22 699 190	34	ms	1 000	10	22 699 190	0,00%	7 414	ms
	Scénario 1.6	2	3	3	22 699 190	34	ms	1 000	20	22 955 686	1,13%	6 505	ms
	Scénario 1.7	2	3	3	22 699 190	34	ms	2 000	10	22 968 878	1,19%	15 414	ms
	Scénario 1.8	2	3	3	22 699 190	34	ms	2 000	20	22 966 142	1,18%	19 507	ms
Config. 2	Scénario 2.1	2	3	5	40 353 791	72	ms	100	10	40 972 976	1,53%	2 150	ms
	Scénario 2.2	2	3	5	40 353 791	72	ms	100	20	40 687 568	0,83%	2 047	ms
	Scénario 2.3	2	3	5	40 353 791	72	ms	500	10	40 882 888	1,31%	7 517	ms
	Scénario 2.4	2	3	5	40 353 791	72	ms	500	20	40 608 520	0,63%	11 565	ms
	Scénario 2.5	2	3	5	40 353 791	72	ms	1 000	10	40 687 568	0,83%	2 047	ms
	Scénario 2.6	2	3	5	40 353 791	72	ms	1 000	20	40 353 791	0,00%	23 465	ms
Config. 3	Scénario 3.1	3	3	3	26 860 732	20	ms	100	10	26 997 252	0,51%	1 019	ms
	Scénario 3.2	3	3	3	26 860 732	20	ms	100	20	26 860 732	0,00%	1 705	ms
	Scénario 3.3	3	3	3	26 860 732	20	ms	100	10	26 997 252	0,51%	5 443	ms

Table 3.1 – Suite

				CPLEX			SA						
	Scénario	Produits	Lignes	Périodes	Coût total	Temps	Unité	Itér.	t_i	Coût total	Écart	Temps	Unité
Config. 4	Scénario 3.4	3	3	3	26 860 732	20	ms	500	20	26 860 732	0,00%	5 848	ms
	Scénario 4.1	3	3	5	44 581 802	54	ms	100	10	44 827 248	0,55%	2 630	ms
	Scénario 4.2	3	3	5	44 581 802	54	ms	100	20	44 867 168	0,64%	2 7465	ms
	Scénario 4.3	3	3	5	44 581 802	54	ms	500	10	44 890 600	0,69%	11 599	ms
	Scénario 4.4	3	3	5	44 581 802	54	ms	500	20	44 867 168	0,64%	16 978	ms
	Scénario 4.5	3	3	5	44 581 802	54	ms	1 000	10	44 867 168	0,64%	21 931	ms
	Scénario 4.6	3	3	5	44 581 802	54	ms	1 000	20	44 867 168	0,64%	30 258	ms
	Scénario 5.1	5	3	3	34 581 780	1 054	ms	100	10	34 875 660	0,85%	1 702	ms
	Scénario 5.2	5	3	3	34 581 780	1 054	ms	100	20	34 911 580	0,95%	2 135	ms
	Scénario 5.3	5	3	3	34 581 780	1 054	ms	500	10	34 876 908	0,85%	9 264	ms
	Scénario 5.4	5	3	3	34 581 780	1 054	ms	500	20	34 784 596	0,59%	10 159	ms
	Scénario 6.1	5	3	5	49 003 053	1 051	ms	500	10	50 073 892	2,19%	18 458	ms
	Scénario 6.2	5	3	5	49 003 053	1 051	ms	500	20	49 401 384	0,81%	21 800	ms
Config. 6	Scénario 6.5	5	3	5	49 003 053	1 051	ms	1 000	10	49 979 624	1,99%	38 476	ms
	Scénario 6.4	5	3	5	49 003 053	1 051	ms	1 000	20	49 545 916	1,11%	43 921	ms
	Scénario 6.5	5	3	5	49 003 053	1 051	ms	2 000	10	49 816 780	1,66%	72 333	ms
	Scénario 7.1	10	3	3	32 462 185	1 087	ms	500	10	33 210 556	2,31%	17 704	ms
	Scénario 7.2	10	3	3	32 462 185	1 087	ms	500	20	33 133 564	2,07%	17 722	ms

Table 3.1 – Suite

				CPLEX			SA						
	Scénario	Produits	Lignes	Périodes	Coût total	Temps	Unité	Itér.	t_i	Coût total	Écart	Temps	Unité
Config. 7	Scénario 7.3	10	3	3	32 462 185	1 087	ms	500	40	33 046 320	1,80%	40 381	ms
	Scénario 7.4	10	3	3	32 462 185	1 087	ms	1 000	10	33 172 808	2,19%	75 056	ms
	Scénario 7.5	10	3	3	32 462 185	1 087	ms	1 000	20	32 894 408	1,33%	39 754	ms
	Scénario 7.6	10	3	3	32 462 185	1 087	ms	1 000	40	33 189 180	2,24%	69 509	ms
	Scénario 7.7	10	3	3	32 462 185	1 087	ms	2 000	10	33 225 892	2,35%	153 893	ms
	Scénario 7.8	10	3	3	32 462 185	1 087	ms	2 000	20	33 001 664	1,66%	157 890	ms
	Scénario 7.9	10	3	3	32 462 185	1 087	ms	2 000	40	33 165 644	2,17%	83 613	ms
Config. 8	Scénario 8.1	10	3	5	51 607 411	2 035	ms	500	10	53 318 320	3,32%	41 576	ms
	Scénario 8.2	10	3	5	51 607 411	2 035	ms	500	20	53 293 728	3,27%	41 681	ms
	Scénario 8.3	10	3	5	51 607 411	2 035	ms	500	40	52 909 368	2,52%	122 351	ms
	Scénario 8.4	10	3	5	51 607 411	2 035	ms	1 000	10	52 805 908	2,32%	108 188	ms
	Scénario 8.5	10	3	5	51 607 411	2 035	ms	1 000	20	52 789 176	2,29%	345 292	ms
	Scénario 8.6	10	3	5	51 607 411	2 035	ms	1 000	40	52 964 384	2,63%	246 139	ms
	Scénario 8.7	10	3	5	51 607 411	2 035	ms	2 000	10	53 223 136	3,13%	223 858	ms
	Scénario 8.8	10	3	5	51 607 411	2 035	ms	2 000	20	53 135 112	2,96%	193 554	ms
	Scénario 8.9	10	3	5	51 607 411	2 035	ms	2 000	40	52 726 052	2,17%	188 575	ms
	Scénario 8.10	10	3	5	51 607 411	2 035	ms	3 000	20	53 131 700	2,95%	382 450	ms
	Scénario 8.11	10	3	5	51 607 411	2 035	ms	3 000	40	53 213 844	3,11%	382 450	ms

Table 3.1 – Suite

				CPLEX			SA						
				Coût total	Temps	Unité	Itér.	t_i	Coût total	Écart	Temps	Unité	
Config. 9	Scénario 9.1	15	3	3	37 345 447	219 038	ms	500	20	38 247 316	2,41%	42 688	ms
	Scénario 9.2	15	3	3	37 345 447	219 038	ms	500	40	38 283 276	2,51%	48 254	ms
	Scénario 9.3	15	3	3	37 345 447	219 038	ms	1 000	20	38 277 664	2,50%	72 408	ms
	Scénario 9.4	15	3	3	37 345 447	219 038	ms	1 000	40	38 096 008	2,01%	66 542	ms
	Scénario 9.5	15	3	3	37 345 447	219 038	ms	2 000	20	38 304 036	2,57%	154 811	ms
	Scénario 9.6	15	3	3	37 345 447	219 038	ms	2 000	40	38 323 828	2,62%	165 537	ms
	Scénario 9.7	15	3	3	37 345 447	219 038	ms	5 000	20	38 337 476	2,66%	229 949	ms
	Scénario 9.8	15	3	3	37 345 447	219 038	ms	10 000	20	38 374 932	2,76%	607 068	ms
Config. 10	Scénario 10.1	15	5	3	-	24	h	500	20	47 325 796		65 974	ms
	Scénario 10.2	15	5	3				500	40	47 288 664		70 057	ms
	Scénario 10.3	15	5	3				1 000	20	47 223 740		125 159	ms
	Scénario 10.4	15	5	3				1 000	40	47 263 780		138 476	ms
	Scénario 10.5	15	5	3				2 000	20	47 279 724		268 829	ms
	Scénario 10.6	15	5	3				2 000	40	47 281 012		284 107	ms
Config. 11	Scénario 11.1	20	3	3	-	24	h	500	20	34 321 168		162 621	ms
	Scénario 11.2	20	3	3				500	40	32 079 161		330 7130	ms
	Scénario 11.3	20	3	3				1 000	20	34 248 004		2 125 107	ms
	Scénario 11.4	20	3	3				1 000	40	34 314 272		1 017 104	ms

Table 3.1 – Suite

CPLEX							SA						
	Scénario	Produits	Lignes	Périodes	Coût total	Temps	Unité	Itér.	t_i	Coût total	Écart	Temps	Unité
Config. 12	Scénario 11.5	20	3	3				2 000	20	34 273 276		287 383	ms
	Scénario 11.6	20	3	3				2 000	40	34 173 124		483 746	ms
	Scénario 12.1	3	6	3	55 040 079	7 038	ms	500	10	55 533 600	0,90%	17 016	ms
	Scénario 12.2	3	6	3	55 040 079	7 038	ms	500	20	55 752 040	1,29%	20 460	ms
	Scénario 12.3	3	6	3	55 040 079	7 038	ms	1 000	10	55 460 864	0,76%	36 253	ms
	Scénario 12.4	3	6	3	55 040 079	7 038	ms	1 000	20	55 702 264	1,20%	39 603	ms
Config. 13	Scénario 13.1	3	5	5	88 022 577	176 077	ms	500	20	90 189 728	2,46%	60 228	ms
	Scénario 13.2	3	5	5	88 022 577	176 077	ms	1 000	20	90 040 144	2,29%	60 228	ms
	Scénario 13.3	3	5	5	88 022 577	176 077	ms	1 000	40	89 364 960	1,53%	99 352	ms
	Scénario 13.4	3	5	5	88 022 577	176 077	ms	2 000	20	90 301 632	2,59%	188 243	ms
	Scénario 13.5	3	5	5	88 022 577	176 077	ms	2 000	40	89 326 080	1,48%	232 143	ms
	Scénario 13.6	3	5	5	88 022 577	176 077	ms	3 000	20	89 211 936	1,35%	451 032	ms
	Scénario 13.7	3	5	5	88 022 577	176 077	ms	3 000	40	90 252 016	2,53%	370 494	ms
	Scénario 13.8	3	5	5	88 022 577	176 077	ms	4 000	20	90 478 944	2,79%	396 866	ms
	Scénario 13.9	3	5	5	88 022 577	176 077	ms	4 000	40	90 163 136	2,43%	514 126	ms
Config. 14	Scénario 14.1	3	8	3	70 644 940	4 008	ms	500	20	72 704 112	2,91%	37 198	ms
	Scénario 14.2	3	8	3	70 644 940	4 008	ms	500	40	72 704 112	1,59%	37 941	ms
	Scénario 14.3	3	8	3	70 644 940	4 008	ms	1 000	20	72 680 848	2,88%	66 337	ms

Table 3.1 – Suite

				CPLEX			SA						
				Coût total	Temps	Unité	Itér.	t_i	Coût total	Écart	Temps	Unité	
69	Scénario 14.4	3	8	3	70 644 940	4 008	ms	1 000	40	72 790 352	3,04%	128 558	ms
	Scénario 14.5	3	8	3	70 644 940	4 008	ms	2 000	20	72 480 112	2,60%	146 996	ms
	Scénario 14.6	3	8	3	70 644 940	4 008	ms	2 000	40	72 698 096	2,91%	148 456	ms
	Scénario 15.1	3	8	5	111 897 548	696 004	ms	500	20	116 481 136	4,10%	90 188	ms
	Scénario 15.2	3	8	5	111 897 548	696 004	ms	500	40	116 090 768	3,75%	85 935	ms
	Scénario 15.3	3	8	5	111 897 548	696 004	ms	1000	20	116 698 568	4,29%	363 841	ms
	Scénario 15.4	3	8	5	111 897 548	696 004	ms	1000	40	116 698 568	3,94%	174 037	ms
	Scénario 15.5	3	8	5	111 897 548	696 004	ms	2000	20	116 878 216	4,45%	296 692	ms
	Scénario 15.6	3	8	5	111 897 548	696 004	ms	2000	40	116 612 784	4,21%	342 824	ms
	Scénario 16.1	3	10	5	-	24	h	500	20	148 369 056		129 267	ms
	Scénario 16.2	3	10	5				500	40	147 539 856		176 020	ms
	Scénario 16.3	3	10	5				1000	20	147 456 080		266 032	ms
	Scénario 16.4	3	10	5				1000	40	148 032 304		292 102	ms
	Scénario 16.5	3	10	5				2000	20	147 801 968		603 064	ms
	Scénario 16.6	3	10	5				2000	40	147 427 664		650 095	ms
	Scénario 17.1	3	12	5	-	24	h	500	20	157 575 872		174 523	ms
	Scénario 17.2	3	12	5				500	40	157 717 200		199 566	ms
	Scénario 17.3	3	12	5				2000	20	157 957 312		335 517	ms

Table 3.1 – Suite

				CPLEX			SA					
Scénario	Produits	Lignes	Périodes	Coût total	Temps	Unité	Itér.	t_i	Coût total	Écart	Temps	Unité
Scénario 17.4	3	12	5				2000	40	156 613 152		384 117	ms
Scénario 17.5	3	12	5				500	20	157 631 840		734 875	ms
Scénario 17.6	3	12	5				500	40	157334816		738 783	ms

Table 3.2 – Comparaison entre les résultats de CPLEX et les résultats de la métaheuristique SA

				CPLEX			SA						
				Coût total	Temps	Unité	Itér.	t_i	Coût total	Écart	Temps	Unité	
Config. 18	Scénario 18.1	5	6	5	-	24	h	500	20	100 765 272	89 961	ms	
	Scénario 18.2	5	6	5				500	40	101 391 800	81 212	ms	
	Scénario 18.3	5	6	5				1000	20	101 604 640	152 992	ms	
	Scénario 18.4	5	6	5				1000	40	100 907 080	176 341	ms	
	Scénario 18.5	5	6	5				2000	20	100 811 272	294 942	ms	
	Scénario 18.6	5	6	5				2000	40	101 991 256	333 542	ms	
Config. 19	Scénario 19.1	10	6	10	-	24	h	500	20	71 720 584	312 075	ms	
	Scénario 19.2	10	6	10				500	40	72 040 208	187 272	ms	
	Scénario 19.3	10	6	10				1000	20	71 635 480	317 347	ms	
	Scénario 19.4	10	6	10				1000	40	71 969 056	373 208	ms	
	Scénario 19.5	10	6	10				2000	20	71 852 360	601 952	ms	
	Scénario 19.6	10	6	10				2000	40	71 351 592	683 925	ms	

Pour les petites instances, avec 500 itérations et une température initiale de 20 ou moins, la métaheuristique a permis d'obtenir une solution optimale avec un écart inférieur à 1% par rapport à la solution optimale obtenue par CPLEX. Par exemple, pour la configuration 3 ($n = 3, m = 3, p = 3$), l'écart était de 0%, et pour la configuration 6 ($n = 5, m = 3, p = 5$), l'écart était de 0,81%.

Pour les moyennes instances, la température initiale a été variée entre 10 et 40, et le nombre d'itérations est allé jusqu'à 10000 pour certaines configurations. De même, pour ces instances, l'écart obtenu n'a pas dépassé 2% dans la plupart des configurations, ce qui est acceptable et appréciable compte tenu du nombre de paramètres considérés dans le système étudié.

Grâce à la métaheuristique, nous avons pu fournir un plan de production pour des instances de grande taille en quelques minutes, que ce soit dans le cas où nous augmentions le nombre de produits, le nombre de lignes de production, ou les deux simultanément.

3.2 Planification de la production en tenant compte de la flexibilité des capacités et le Backlogging

La planification de production optimale dans des environnements incertains nécessite une modélisation fine des capacités flexibles et des stratégies de backlogging. Dans cette partie, un modèle mathématique a été développé en intégrant ces deux dimensions. L'approche proposée a permis d'analyser théoriquement et empiriquement les compromis entre coûts de flexibilité, pénalités de retard et efficacité productive.

3.2.1 Description du problème

Dans cette section, nous décrivons le problème de dimensionnement des lots multi-produits et multi-périodes avec ressources parallèles non identiques, temps de setup, heures supplémentaires, et backlogging, afin de proposer une formulation mathématique. Nous considérons n types de produits pouvant être fabriqués sur m machines parallèles non identiques au cours de t périodes constituant l'horizon de planification. Chaque machine dispose d'une capacité limitée, notée CAP_{mp} , exprimée en unités de temps par période en mode de production normal. Chaque machine a un taux de production spécifique pour chaque type de produit, ce qui entraîne un temps de production unitaire $Prod_T_{im}$ par machine pour chaque article, ainsi qu'un coût de production unitaire par machine et par période $Prod_C_{imp}$.

Un coût de setup $Setup_C_i$ est engagé lorsqu'un setup est effectuée pour initier la production d'un article en mode régulier, en consommant par ailleurs un temps de setup $Setup_T_i$.

Étant donné que la capacité de production est limitée, lorsque la demande dépasse la capacité de production du système pour une période donnée, des heures supplémentaires peuvent être nécessaires. Cependant, la capacité en heures supplémentaires est également limitée, notée $OCAP_{mp}$, et la production ainsi que le setup en heures supplémentaires

sont plus coûteuses ($OProd_C_{imp}, OSetup_C_i$).

Si, même avec les heures supplémentaires, la capacité de production reste insuffisante pour répondre à la demande d'une période, l'excédent de demande sera perdu, générant un coût de backlogging BL_C_i .

3.2.2 Modélisation mathématique

Cette section définit les paramètres, les variables, la fonction objectif et les contraintes du modèle.

3.2.2.1. Notation

Les notations utilisées dans le modèle sont définies comme suit :

a. Ensembles et indices

- I Ensemble d'articles, $i \in I = \{1, \dots, n\}$
 M Ensemble de machines, $m \in M = \{1, \dots, K\}$
 P Ensemble de périodes, $p \in P = \{1, \dots, t\}$

b. Paramètres

- n Nombre de produits
 k Nombre de lignes de production parallèles
 t Nombre de périodes
 $Prod_C_{im}$ Coût de production de l'article i sur la machine m en temps régulier à la période p
 $Hold_i$ Coût de détention des stocks de l'article i
 $Setup_C_i$ Coût de setup de l'article i en temps régulier
 $Demand_{ip}$ Demande de l'article i en période p
 $Setup_T_i$ Temps de setup de l'article i
 $Prod_T_{im}$ Temps de production unitaire de l'article i sur la machine m
 CAP_{mp} Capacité de production en temps régulier, par machine et par période
 BL_C_i Coût de backlogging unitaire de l'article i
 $OProd_C_{imp}$ Coût de production unitaire de l'article i sur la machine m en heures supplémentaires à la période ' p '
 $OSetup_C_i$ Coût de setup de l'article i en heures supplémentaires
 OAP_{mp} Capacité de production en heures supplémentaires, en unité de temps, par machine et par période

c. Variables de décision

Q_{imp}	Unités de l'article i produites sur la machine m en temps régulier à la période p .
x_{imp}	Variable binaire qui prend 1 s'il y a un setup de l'article i sur la machine m en temps régulier à la période p , sinon 0.
S_{ip}	Niveau de stock de l'article i à la fin de la période p .
bl_{ip}	Backlog total accumulé de l'article i à la fin de la période p .
OQ_{imp}	Unités de l'article i produites sur la machine m en heures supplémentaires à la période p .
or_{imp}	Variable binaire qui prend 1 si l'article i est produit sur la machine m en heures supplémentaires à la période p , sinon 0.
ox_{imp}	Variable binaire qui prend 1 s'il y a un setup de l'article i sur la machine m en heures supplémentaires à la période p , sinon 0.

x_{imp} , or_{imp} et ox_{imp} sont des variables binaires. Q_{imp} , s_{ip} , bl_{ip} et OQ_{imp} sont des variables entières positives.

3.2.2.2. Hypothèses

- Nous supposons que la capacité de stockage est infinie.
- Nous supposons que la capacité de chaque machine est limitée.
- Nous supposons que les quantités de stock initial et de backlog initial sont nulles.
- Nous supposons que les setups sont indépendants de la séquence.
- Nous supposons que les demandes qui ne peuvent pas être satisfaites sur une période avec la capacité régulière et la capacité en heures supplémentaires sont perdues (backloggés).

3.2.2.2. Fonction objectif

La fonction objective minimise les coûts totaux de production en temps régulier et en heures supplémentaires. Elle inclut les coûts de fabrication en temps régulier et en heures supplémentaires, les coûts de setup en temps régulier et en heures supplémentaires, les coûts de stockage et les coûts de backlogging.

$$\begin{aligned}
& \text{Min } \sum_{i \in I} \sum_{m \in M} \sum_{P \in P} \text{Prod_}C_{imp} Q_{imp} + \sum_{i \in I} \sum_{m \in M} \sum_{P \in P} \text{Setup_}C_i x_{imp} + \sum_{i \in I} \sum_{P \in P} \text{Hold}_i s_{ip} \\
& + \sum_{i \in I} \sum_{P \in P} \text{BL_}C_i bl_{ip} + \sum_{i \in I} \sum_{m \in M} \sum_{P \in P} \text{OProd_}C_{imp} OQ_{imp} + \sum_{i \in I} \sum_{m \in M} \sum_{P \in P} \text{OSetup_}C_i ox_{imp}
\end{aligned}$$

3.2.2.3. Contraintes

$$st_{ip} - bl_{ip} = st_{ip-1} + \sum_{m \in M} Q_{imp} - Demand_{ip} \quad \forall i, p > 1 \quad (3.2.1)$$

$$st_{i1} - bl_{i1} = \sum_{m \in M} Q_{im1} - Demand_{i1} \quad \forall i \quad (3.2.2)$$

$$\sum_{i \in I} Q_{imp} Prod_T_{im} + \sum_{i \in I} x_{imp} Setup_T_i \leq CAP_{mp} \quad \forall m, p \quad (3.2.3)$$

$$\sum_{i \in I} OQ_{imp} Prod_T_{im} + \sum_{i \in I} ox_{imp} Setup_T_i \leq OCAP_{mp} \quad \forall m, p \quad (3.2.4)$$

$$\sum_{p \in P} \sum_{i \in I} Q_{imp} + \sum_{p \in P} \sum_{i \in I} OQ_{imp} + \sum_{p \in P} bl_{ip} \geq \sum_{p \in P} Demand_{ip} \quad \forall i \quad (3.2.5)$$

$$Q_{imp} \leq x_{imp} \sum_{p \in P} Demand_{ip} \quad \forall i, m, p \quad (3.2.6)$$

$$OQ_{imp} \leq or_{imp} \sum_{p \in P} Demand_{ip} \quad \forall i, m, p \quad (3.2.7)$$

$$or_{imp} - x_{imp} \leq ox_{imp} \quad \forall i, m, p \quad (3.2.8)$$

$$\sum_{i \in I} or_{imp} \leq 1 \quad \forall m, p \quad (3.2.9)$$

$$Q_{imp}, OQ_{imp} \in \mathbb{N}^+ \quad \forall i, m, p \quad (3.2.10)$$

$$bl_{ip}, st_{ip} \in \mathbb{N}^+ \quad \forall i, p \quad (3.2.11)$$

$$x_{imp}, ox_{imp}, r_{imp} \in \{0, 1\} \quad \forall i, m, p \quad (3.2.12)$$

Les équations (3.2.1) et (3.2.2) sont des contraintes d'équilibre des flux de matières. Les équations (3.2.3) et (3.2.4) sont des contraintes de capacité de production en temps régulier et en heures supplémentaires respectivement. L'équation (3.2.5) représente la contrainte de satisfaction de la demande : si une demande pour un type de produit ne peut pas être satisfaite par la production en temps régulier et en heures supplémentaires durant la période p , elle est perdue, générant ainsi un coût de backlogging à la période p . Les équations (3.2.6)- (3.2.8) expriment le lien entre les variables de décision en temps régulier et en heures supplémentaires. Un type de produit peut être fabriqué sur une machine m en temps régulier durant la période p seulement s'il y a eu un setup pour, de même en heures supplémentaires, mais uniquement si le setup n'a pas été fait en temps régulier. L'équation (3.2.9) garantit qu'un seul type de produit peut être fabriqué par période et par machine en heures supplémentaires. Les équations (3.2.10) - (3.2.12) concernent la définition des variables.

3.2.3 Approches de résolution

Pour résoudre ce problème, nous avons d'abord implémenté le modèle mathématique proposé à l'aide du solveur CPLEX Studio IDE 22.1.1. Ensuite, nous avons développé l'algorithme SA en langage de programmation Java. Plusieurs expérimentations ont été

réalisées en utilisant à la fois CPLEX et la méthode SA. Dans cette section, nous illustrons le fonctionnement de la méthode de génération de solution initiale et de la méthode de génération de solution de voisinage de l'algorithme SA à travers un premier exemple. Par la suite, nous présentons un second exemple qui compare la solution obtenue avec CPLEX à celle obtenue avec l'algorithme SA.

3.2.3.1. Description de la métaheuristique Recuit Simulé

a. La génération d'une solution initiale faisable consiste à établir un plan de production pour la fabrication des articles sur des machines parallèles non identiques. Ce plan définit les quantités à produire pour chaque article en modes régulier et heures supplémentaires, ainsi que les quantités de backlogs par période. Pour chaque période de l'horizon de planification, les étapes suivantes sont répétées :

- **Étape 1.A** : Maximisation de l'utilisation de la capacité des machines en mode régulier jusqu'à ce que les demandes de la période soient satisfaites ou que la capacité de production soit saturée.
- **Étape 2.A** : Si la demande de la période n'est pas entièrement satisfaite, continuer à utiliser les machines en mode heures supplémentaires.
- **Étape 3.A** : Si, après saturation de la capacité de production des machines en mode heures supplémentaires, il reste une demande non satisfaite, celle-ci sera perdue (backlogged).

b. La génération d'une solution de voisinage repose sur la synchronisation des étapes suivantes :

- **Étape 1.B** : Perturbation de la solution actuelle en supprimant la production d'un article sur une machine choisie aléatoirement en mode régulier pour une période également choisie aléatoirement, puis élimination des quantités de backlogs et des quantités fabriquées en heures supplémentaires pour toutes les périodes.

Pour chaque période p de l'horizon de planification, répéter les étapes suivantes :

- **Étape 2.B** : Vérification de la satisfaction de la demande pour chaque article.
- **Étape 3.B** : Utilisation de la capacité de production des machines en mode régulier pour la période p afin de satisfaire la demande.
- **Étape 4.B** : Si la demande de la période p n'est pas encore satisfaite et que la capacité de production des machines en mode régulier pour la période p est saturée, utiliser les capacités de production en mode régulier des périodes précédant la période p .
- **Étape 5.B** : Si, après saturation des capacités de production en mode régulier pour toutes les périodes de l'horizon de planification jusqu'à la période p , la demande pour cette période n'est toujours pas satisfaite, utiliser la capacité de production en mode heures supplémentaires pour la période p .

-
- **Étape 6.B :** À ce stade, si les capacités de production des machines en mode régulier pour toutes les périodes jusqu'à la période p , ainsi qu'en mode heures supplémentaires pour la période p , sont saturées et qu'une demande reste insatisfaite, celle-ci sera perdue (backlogged).

3.2.3.2. Résultats et application pratique

a. Exemple d'application 1

Pour le premier exemple, nous considérons deux machines (m_1, m_2) pour la production de deux produits (i_1, i_2) sur deux périodes (p_1, p_2), où la capacité régulière (CAP_{mp}) est de 8 unités de temps, et la capacité en heures supplémentaires ($OCAP_{mp}$) est de 4 unités de temps. Les données de la demande sont présentées dans le tableau 3.3.

Table 3.3 – Demandes

	Période 1	Période 2
Article 1	10	25
Article 2	10	40

Lors de la construction d'une solution initiale, les quantités à fabriquer pour chaque article et sur chaque machine sont générées aléatoirement. Le processus est conçu pour répartir la demande, article par article et machine par machine, en commençant par le mode régulier, suivi du mode heures supplémentaires, et enfin par le backlogging de la demande non satisfaite. Le tableau 3.4 détaille le fonctionnement de la méthode ainsi que les résultats obtenus. Les quantités en stock et en retard (backlogs) sont présentées dans le tableau 3.5.

Table 3.4 – Séquences de fonctionnement de la méthode de génération de solution initiale

Seq.	Période	Mode	Articles	Quantités		Demande non satisfaite restante par période	Capacité restante
				m_1	m_2		
1	1	Temps régulier	i_1	10		0	5.2
2			i_2	7		3	0.4
3			i_2		3	0	5
4	2	Temps régulier	i_1	25		0	3.25
5			i_2	3		37	0.34
6			i_2		13	24	0
7	2	Heures	i_2	8		16	0.24
8		supplémentaires	i_2		8	8	0

Table 3.5 – Quantités de stocks et de backlog de la solution initiale

Quantités de stock		Quantités de backlog	
p_1	p_2	p_1	p_2
i_1	0	0	0
i_2	0	0	8

À partir de la solution initiale obtenue, nous générons une solution de voisinage, les principales étapes de la méthode sont présentées dans les tableaux 3.6 à 3.8. Le tableau 3.6 reproduit le plan obtenu avec la méthode de génération de la solution initiale pour l'exemple 1. Les quantités en gras correspondent aux quantités supprimées (ce qui entraîne 7 unités de l'article 2 comme demande insatisfaite à la période 1 et 21 unités du même article à la période 2). Le tableau 3.7 présente le plan de production de la nouvelle solution après satisfaction de la demande de la première période. Les valeurs grisées sont celles qui ont été modifiées par rapport au plan précédent. Les 7 unités de l'article 2 supprimées ont été ajoutées à la machine 2. Le tableau 3.8 représente le plan final de la nouvelle solution obtenue après les modifications pour réassigner la demande insatisfaite de la deuxième période. Sur les 21 unités de l'article 2 supprimées, 7 unités ont été réassignées à la première période sur la machine 1. Les 14 unités restantes ont été produites en heures supplémentaires à la période 2, soit 8 unités sur la machine 1 et 6 unités sur la machine 2.

Table 3.6 – Quantités de stocks et de backlog de la solution initiale

Mode régulier	Période 1		Période 2	
	Quantités		Quantités	
	i_1	i_2	i_1	i_2
m_1	10	7	25	3
m_2		3	13	0
Mode heures supplémentaires	Période 1		Période 2	
	Quantités		Quantités	
	i_1	i_2	i_1	i_2
m_1			8	0.24
m_2			8	0
Demande non satisfaite restante	0	0	0	8
Stock	0	0	0	0

Table 3.7 – Le plan de production de la solution de voisinage incluant les modifications apportées pour répondre à la demande en période 1

Mode régulier	Période 1		Période 2	
	Quantités		Quantités	
	i_1	i_2	i_1	i_2
m_1	10		25	3
m_2		10		13
		5.2		0.34
		1.5		0
Mode heures supplémentaires	Période 1		Période 2	
	Quantités		Quantités	
	i_1	i_2	i_1	i_2
m_1				
m_2				
		2		4
		2		4
Demande non satisfaite restante	0	0	0	24
Stock	0	0	0	0

Table 3.8 – Le plan de production de la solution de voisinage incluant les modifications apportées pour répondre à la demande en période 2

Mode régulier	Période 1		Période 2	
	Quantités		Quantités	
	i_1	i_2	i_1	i_2
m_1	10	7	25	3
m_2		13		13
		0.4		0.34
		0		0
Mode heures supplémentaires	Période 1		Période 2	
	Quantités		Quantités	
	i_1	i_2	i_1	i_2
m_1				
m_2				
		2		8
		2		6
		0.24		1
Demande non satisfaite restante	0	0	0	0
Stock	0	0	0	0

b. Exemple d'application 2

Pour le deuxième exemple, nous considérons 3 produits (i_1, i_2, i_3) à produire sur 3 périodes (p_1, p_2, p_3), en utilisant 2 machines parallèles non identiques (m_1, m_2), afin de satisfaire les demandes suivantes : (10, 10, 10) pour i_1 , (10, 10, 20) pour i_2 et (10, 10, 15) pour i_3 . Le tableau 3.9 présente le plan de production obtenu après la résolution du modèle mathématique avec le solveur CPLEX. Le tableau 3.10 montre la solution générée par l'algorithme SA. L'écart entre les fonctions objectif des deux solutions était de l'ordre de 3 %.

Table 3.9 – La solution obtenue par le solveur CPLEX pour l'exemple 2

		Quantités								
		Période 1			Période 2			Période 3		
		i_1	i_2	i_3	i_1	i_2	i_3	i_1	i_2	i_3
Mode régulier	m_1		12		20		1		13	
	m_2	10		2		8	1			1
		Quantités								
		Période 1			Période 2			Période 3		
		i_1	i_2	i_3	i_1	i_2	i_3	i_1	i_2	i_3
Mode heures supplémentaires	m_1			2			4		7	
	m_2			5			5			5
Stocks			2		10					
Backlogs				1						9

Table 3.10 – La solution obtenue par l'algorithme SA pour l'exemple 2

		Quantités								
		Période 1			Période 2			Période 3		
		i_1	i_2	i_3	i_1	i_2	i_3	i_1	i_2	i_3
Mode régulier	m_1		10		10	10		10	7	
	m_2	10		3			3			13
		Quantités								
		Période 1			Période 2			Période 3		
		i_1	i_2	i_3	i_1	i_2	i_3	i_1	i_2	i_3
Mode heures supplémentaires	m_1			4			4			2
	m_2			3			3			3
Stocks										
Backlogs										10

Le solveur CPLEX, en tant qu'outil d'optimisation exacte, fournit une solution respectant l'ensemble des contraintes tout en minimisant la fonction objective. Sa solution présente un léger surplus de production pour certains produits (stock positif pour i_1 à p_2 et i_2 à p_1), mais permet de limiter les retards (1 unité pour i_3 à p_1 et 9 unités à p_3). L'algorithme SA, quant à lui, parvient à satisfaire une grande partie de la demande avec une stratégie différente. Il ne génère aucun stock final, mais présente un retard sur i_3 , concentré uniquement en période 3. Cela peut s'expliquer par la stratégie exploratoire de l'algorithme qui favorise une distribution plus uniforme des ressources, tout en acceptant certaines violations contrôlées des contraintes dans les premières itérations. L'écart de 3 % sur la fonction objectif entre les deux solutions reste modeste, ce qui témoigne de l'efficacité de l'algorithme heuristique à fournir une solution proche de l'optimum en un temps de calcul beaucoup plus réduit.

3.3 Conclusion

Dans l'ensemble des travaux étudiés dans ce chapitre, nous avons abordé deux variantes complémentaires du problème de planification de la production dans un environnement complexe, multi-produits, multi-périodes et multi-lignes. Le premier travail s'est focalisé sur l'intégration des coûts de lancement des lignes de production, la prise en compte explicite des périodes d'inactivité et des setups indépendants de la séquence, tandis que le second a traité le problème de dimensionnement de lot capacitaire en considérant les heures supplémentaires comme flexibilité au niveau de la capacité ainsi que le backlogging, en plus des setups indépendants de la séquence.

Dans les deux cas, une modélisation mathématique rigoureuse a été proposée pour formaliser le comportement du système industriel étudié. Des algorithmes d'optimisation (exacts via le solveur CPLEX, et métaheuristiques avec le recuit simulé) ont permis d'explorer efficacement l'espace des solutions pour différentes tailles de problèmes et configurations industrielles.

Les résultats obtenus montrent que les approches développées permettent de générer des plans de production efficaces, capables de s'adapter à la variabilité des ressources, aux contraintes opérationnelles et aux coûts associés. Elles constituent ainsi un outil d'aide à la décision robuste, utile pour guider les responsables industriels dans leurs choix stratégiques et opérationnels, notamment en ce qui concerne :

- le dimensionnement optimal des quantités à produire,
- le choix des lignes à activer,
- le moment opportun pour lancer la production,
- et la gestion des demandes différées.

Ces travaux offrent ainsi une contribution concrète à l'optimisation de la performance industrielle, en réduisant les coûts globaux de production tout en assurant la satisfaction des clients.

Chapitre 4

Intégration du lot sizing et de l'ordonnancement avec configurations de transitions entre périodes

4.1 Introduction

Le processus de production constitue la fonction centrale du secteur industriel, car c'est à ce niveau que le produit acquiert sa valeur ajoutée. Plusieurs fonctions assurent le bon déroulement de cette phase, notamment la planification, qui détermine les quantités et les périodes optimales de production, suivie de l'ordonnancement et du séquençement des tâches sur un horizon de planification, lesquels forment le noyau de la performance des entreprises industrielles.

La planification vise à déterminer la quantité de produits à produire dans chaque lot, une opération appelée dimensionnement de lots. Elle consiste à fixer une quantité déterministe pour chaque type de produit, pour chaque période et sur l'ensemble de l'horizon considéré, afin de répondre à la demande tout en minimisant les coûts ou en maximisant les profits. L'ordonnancement, quant à lui, consiste à affecter les produits aux lignes de production ou aux machines, en précisant les dates de début et de fin de chaque opération, de manière à exécuter les quantités prévues par le plan de production.

L'un des principaux défis de la production réside dans la détermination de quoi produire, quand et sur quelles ressources. Pour y répondre, de nombreuses approches classiques et modernes ont été développées, notamment le dimensionnement de lots pour la planification et les heuristiques pour l'ordonnancement. Toutefois, traiter ces deux niveaux séparément peut engendrer des incohérences entre la planification et l'exécution, compromettant ainsi la performance globale du système. Cela a conduit à l'émergence du problème intégré de dimensionnement de lots et d'ordonnancement, visant une optimisation conjointe pour garantir la faisabilité des plans et améliorer l'efficacité globale des systèmes de production.

Pour mieux représenter la complexité des environnements industriels réels, plusieurs travaux de recherche ont proposé des extensions à ce problème intégré. Parmi celles considérées dans cette recherche figurent : les systèmes multi-produits, les ressources parallèles, les temps de changement (setups) dépendants de la séquence, le Setup Carryover (report de configurations) et le Setup Crossover (chevauchement de configurations), qui sont présentés et détaillés dans la sous-section 1.7.3 du chapitre 1.

Par ailleurs, un phénomène susceptible d'affecter significativement la planification et l'ordonnancement dans les systèmes de production est celui des temps d'inactivité, que l'on peut scinder en deux catégories : temps d'arrêt (downtime) et temps morts (idle time). Le temps d'arrêt se caractérise par l'impossibilité d'effectuer un travail en raison d'arrêts prévus et budgétés pendant la production (arrêts planifiés). Ces arrêts peuvent être dus à des changements entre deux produits différents, des périodes de maintenance programmées ou à des imprévus nécessitant des arrêts, tels que des pénuries de matériaux ou des pannes techniques dans les processus de production. Les temps morts, quant à eux, représentent les périodes où les ressources, les équipements ou les employés ne sont pas engagés dans un travail productif. Ils peuvent être planifiés (maintenance, arrêt temporaire de machine) ou non planifiés (arrêt imprévu de machine, non-disponibilité des outils

ou des matières premières).

Dans certaines industries, ces interruptions sont relativement tolérables et peuvent être gérées avec un impact limité (par exemple : l'assemblage de jouets, la poterie, la fabrication de briques). En revanche, dans d'autres secteurs, notamment ceux des hydrocarbures, de la production continue ou des industries lourdes, elles peuvent occasionner des pertes importantes, en raison des coûts de redémarrage élevés qui affectent significativement la rentabilité. Ainsi, au-delà des transitions classiques telles que le Setup Carryover et le Setup Crossover, d'autres types de transitions doivent être considérés entre deux périodes consécutives, notamment celles nécessitant un redémarrage complet de la ligne de production après un arrêt.

L'objectif de ce travail est d'étudier différentes configurations de transitions, notamment après des arrêts, en particulier dans les industries lourdes où les arrêts sont fréquents et coûteux. L'ambition est de proposer une planification optimale tenant compte de l'ensemble des coûts associés ; coûts de lancement de ligne, coûts de setup, coûts de lancement de produit, coûts de production et coûts de stockage, tout en respectant les contraintes de capacité, dans le but de garantir la satisfaction de la demande et de maximiser le profit. Ce chapitre est structuré de la manière suivante, à commencer par la section 4.2, qui fournit une description détaillée du contexte de la problématique étudiée, avec une attention particulière portée sur les différentes transitions au sein des systèmes industriels, telles qu'elles s'appliquent dans le cadre des modèles de lot sizing. La section 4.3 décrit le problème étudié et ses principales caractéristiques. La section 4.4 introduit la formulation mathématique du modèle proposé. La section 4.5 détaille les méthodes de résolution mises en œuvre. La section 4.6 présente une application industrielle à travers un cas d'étude. Enfin, la section 4.7 conclut en résumant les apports de ce travail.

4.2 Contexte de la recherche et de la contribution

D'après la littérature citée dans le chapitre 2, la majorité des travaux considèrent les lignes ou machines de production sans prendre en compte les coûts de lancement. De plus, les recherches se concentrent davantage sur le setup carryover ([102], [95]) ou le setup crossover ([96]). Il est également à noter que peu d'études ont abordé simultanément ces deux notions (setup carryover et setup crossover), en raison de la complexité liée à leur combinaison ([97], [98]).

Par ailleurs, au niveau industriel, notamment dans les problèmes de dimensionnement de lots, d'autres configurations de transition entre périodes peuvent apparaître. C'est le cas, par exemple, d'un changement effectué en début de période sans lancer la ligne de production, ce qui est assimilé à une continuité de fabrication sur la ligne. Une autre configuration concerne le changement de programme après un temps d'inactivité, nécessitant alors le lancement de la ligne de production ou bien le redémarrage du dernier produit fabriqué avant l'inactivité ; ce cas entraîne également un lancement de la ligne,

mais avec un temps et un coût réduits par rapport à un changement vers un produit différent.

Ces trois concepts n'ont, à notre connaissance, pas été intégrés dans les modèles existants de la littérature. L'originalité de ce travail réside dans l'étude et l'analyse de cinq formes de transition possibles entre périodes au sein d'un même modèle, illustrés dans les figures suivantes (4.1- 4.5).

Le setup carryover de la période p à la période $p + 1$, représenté dans la figure 4.1, correspond à une situation où la fabrication d'un produit se poursuit sur la période $p + 1$ sans nécessiter de nouveau réglage (setup) au début de cette période.

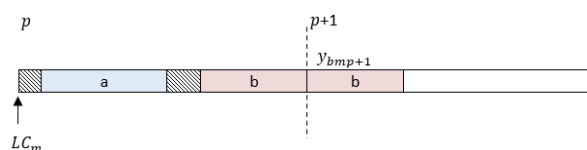


Figure 4.1 – Setup Carryover

Le setup crossover de la période p à la période $p + 1$, illustré à la figure 4.2, correspond à une situation dans laquelle le changement de configuration du produit a vers le produit b débute à la période p et s'achève à la période $p + 1$. Le coût de setup est alors imputé à la période $p + 1$. Ce dernier inclut à la fois le coût de changement d'outillage associé au passage du produit a au produit b , ainsi que le coût de lancement du produit b .

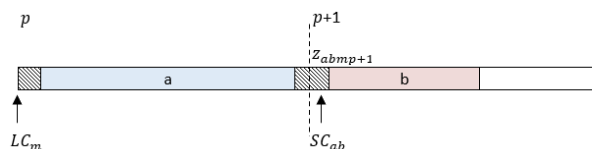


Figure 4.2 – Setup Crossover

La continuité sur la ligne entre les périodes p et $p + 1$, sans temps mort en période p ni coût de lancement de la ligne en période $p + 1$, illustré à la figure 4.3, correspond à une situation où le traitement du dernier produit (produit a) en période p s'achève en fin de période, et où un réglage (setup) pour un produit différent (produit b) débute au début de la période $p + 1$.

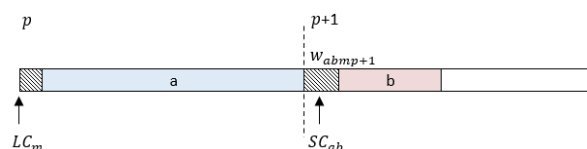


Figure 4.3 – Setup au début de la période sans lancement de la ligne de production

La figure 4.4 illustre le début de la période $p + 1$ avec un lancement de la ligne de production accompagné d'un réglage (setup) pour un produit (b) différent de celui fabriqué

en période p (a), laquelle s'est terminée par un temps mort. Dans ce cas, deux types de coûts sont pris en compte : le coût de lancement de la ligne de production, lié à l'arrêt observé en fin de période p , et le coût de setup du produit, comprenant à la fois le coût de changement d'outillage et le coût de lancement du produit b .

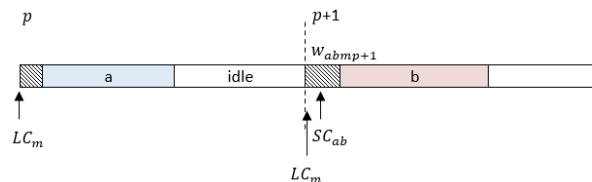


Figure 4.4 – Setup au début de la période avec lancement de la ligne de production après un temps idle

La figure 4.5 représente le début de la période $p + 1$ marqué par un lancement de la ligne de production ainsi qu'un setup du même produit (a) que celui fabriqué en période p , laquelle s'est terminée par un temps idle. Dans ce cas, deux types de coûts sont pris en compte : le coût de lancement de la ligne de production et le coût de lancement du produit.

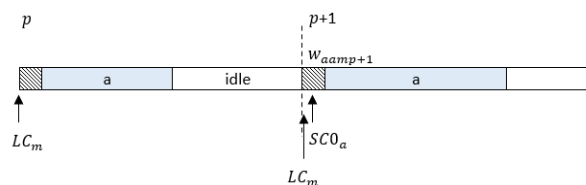


Figure 4.5 – Setup pour le lancement du dernier produit avec lancement de la ligne de production après un temps idle

Les trois dernières configurations de transition constituent les nouvelles approches proposées et étudiées dans ce travail. La contribution de cette étude consiste à :

- Combiner et modéliser l'ensemble des cas de transition dans un même modèle : le setup carryover, le setup crossover, ainsi que les trois cas supplémentaires proposés, non encore traités tous simultanément dans la littérature.
- Fournir un plan de production et un ordonnancement optimaux pour le système étudié, en prenant en compte l'ensemble des cas de transition.
- Appliquer une méthode métaheuristique à des instances de grande taille du système étudié, ce qui constitue un véritable défi en raison de la complexité des formes de transition et du nombre élevé de paramètres dans le système.
- Évaluer le comportement des systèmes de production en intégrant la prise en compte des temps idle et le lancement des lignes de production.

4.3 Description du problème

Dans ce travail, nous étudions un problème de planification et d’ordonnancement dans une unité de production qui fabrique plusieurs types de produits en adoptant le principe du dimensionnement de lots. Chaque type de produit peut être fabriqué sur plusieurs lignes de production (m lignes) où chaque ligne travaille avec une cadence spécifique et appropriée au type de produit, pour répondre à des demandes variantes et périodiques sur un horizon de temps donné, constitué de plusieurs périodes. Nous nous situons dans le cadre d’une unité productive multi-lignes, multi-produits et multi-périodes, prenant en compte tous les cas de transitions possibles entre des périodes consécutives, afin d’établir la meilleure gestion de l’unité de production, qui satisfait les demandes des clients dans les délais prévus, tout en réduisant les temps d’attente et les temps non productifs et en minimisant les coûts de production.

Comme cadre d’application de notre approche, nous avons choisi l’entreprise CHIALI TUBES, qui fabrique une grande variété de tubes en polyéthylène sur plusieurs lignes de production. Cette entreprise sert de support numérique pour les données exploitables en expérimentation.

La production de tubes se caractérise par un flux continu de matériaux à travers les lignes de production, qui peuvent fonctionner 24 heures sur 24, 7 jours sur 7. Chaque ligne de production a un coût de lancement et une capacité spécifique ; elle peut produire une gamme de types de produits avec une vitesse spécifique pour chaque type. Chaque produit final est défini par son diamètre, son épaisseur, un temps et un coût de production spécifiques à chaque ligne. Ainsi, la configuration et le réglage (setup) d’un article dépend de l’article précédent déjà configuré sur la ligne de production. Par conséquent, la fabrication de plusieurs types d’articles dans ce domaine impose des contraintes spécifiques à l’atelier de production, notamment le caractère multi-lignes et les setups dépendants de la séquence.

Nous considérons donc un problème de dimensionnement de lots sous contraintes de capacité de production, multi-produits, multi-lignes avec des setups dépendants de la séquence, et des configurations de transition entre deux périodes consécutives incluant les concepts de setup carryover et de setup crossover.

Pour la modélisation de ce système, nous considérons les hypothèses suivantes :

- L’horizon de planification est constitué de plusieurs périodes de même durée.
- La demande est déterministe et connue à l’avance, elle doit être satisfaite à chaque période.
- La capacité de stockage est illimitée.
- L’atelier de production est organisé en lignes parallèles non identiques avec des capacités différentes.
- Le flux de production est continu et peut s’étendre sur plusieurs périodes sans interruption, permettant ainsi des setups carryover ou des setups crossover entre

périodes consécutives.

- Plusieurs articles différents peuvent être produits sur différentes lignes de production.
- Chaque ligne de production peut fabriquer certains types d'articles.
- Chaque type d'article a un taux de production spécifique sur chaque ligne, ce qui engendre des coûts et des temps de production différents selon les lignes.
- Des temps d'arrêt peuvent survenir dans une période, d'une durée égale ou inférieure à celle de la période.
- Après un temps d'arrêt, la ligne de production doit être relancée pour reprendre la fabrication.
- Lorsqu'une ligne de production est lancée au cours d'une période, elle débute avec une configuration mise en place pour un produit.
- Le temps et le coût de setup d'un type d'article dépendent du type d'article produit précédemment.
- Un article peut être le premier lancé dans une période après avoir été le dernier fabriqué dans la période précédente, mais avec un temps d'arrêt à la fin de cette dernière. Dans ce cas, le coût de setup est inférieur au coût du setup permettant un changement d'un article différent.
- Une période peut débuter par un setup pour le changement entre des articles différents sans nécessiter un lancement de la ligne de production, ceci est considéré comme une forme de continuité de production.

4.4 Modélisation mathématique

L'objectif de cette étude est de déterminer les quantités de production des articles sur les différentes lignes de production à chaque période de l'horizon de planification tout en minimisant les coûts de production, les coûts de réglage et les coûts de stockage. Tout d'abord, nous énumérerons les différents paramètres utilisés, puis la fonction objective sera présentée, suivie des différentes contraintes relatives au système étudié.

4.4.1 Paramètres

N	Ensemble des produits
M	Ensemble des lignes de production
P	Ensemble des périodes
R	Un grand nombre
K_{im}	Une matrice booléenne indiquant pour chaque article i , la possibilité d'être produit sur la ligne de production m .
D_{ip}	Demande de l'article i à la période p .
LC_m	Coût de lancement de la ligne de production m .
PC_{imp}	Coût de production de l'article i sur la ligne de production m à la période p .
SC_{ij}	SCoût de setup pour passer de l'article i à l'article j .
$SC0_i$	Coût de setup de l'article i au début d'une période si cet article était le dernier produit à la période précédente
HC_i	Coût de stockage de l'article i
C_{mp}	Capacité de production de la ligne m à la période p , exprimée en unités de temps
PT_{im}	Temps de production de l'article i sur la ligne de production m .
ST_{ij}	Temps de setup pour passer de l'article i à l'article j .
$ST0_i$	Temps de setup de l'article i au début d'une période si cet article était le dernier produit à la période précédente

Variables de décision

q_{imp}	Quantité produite de l'article i sur la ligne de production m à la période p
s_{ip}	Niveau de stock de l'article i à la fin de la période p
r_{imp}	$\begin{cases} 1 & \text{l'article } i \text{ est produit sur la ligne de production } m \text{ à la période } p, \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$
x_{ijmp}	$\begin{cases} 1 & \text{un setup est effectué pour passer de l'article } i \text{ à l'article } j \text{ sur la ligne} \\ & \text{de production } m \text{ à la période } p, \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$
y_{imp}	$\begin{cases} 1 & \text{s'il y a un setup carryover de l'article } i \text{ de la période } p - 1 \text{ à la} \\ & \text{période } p \text{ sur la ligne de production } m, \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$

w_{ijmp}	$\begin{cases} 1 & \text{la ligne de production } m \text{ commence à la période } p \text{ avec un setup pour} \\ & \text{passer de l'article } i \text{ à l'article } j, \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$
z_{ijmp}	$\begin{cases} 1 & \text{s'il y a un setup crossover pour passer de l'article } i \text{ à l'article } j, \text{ divisé} \\ & \text{entre la période } p - 1 \text{ et la période } p \text{ sur la ligne de production } m, \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$
f_{ijmp}	Partie du temps au début de la période p pour le setup de i à j , divisé entre les périodes $p - 1$ et p sur la ligne de production m
l_{ijmp}	Partie du temps à la fin de la période p pour le setup de i à j , divisé entre les périodes p et $p + 1$ sur la ligne de production m
$idle_{mp}$	Temps d'inactivité à la fin de la période p sur la ligne de production m .
$idle_b_{mp}$	$\begin{cases} 1 & \text{il y a un temps d'inactivité sur la ligne de production } m \text{ à la fin} \\ & \text{de la période } p, \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$
α_{imp}	$\begin{cases} 1 & \text{l'article } i \text{ est produit en premier au début de la période } p \text{ sur la ligne} \\ & \text{de production } m, \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$
β_{imp}	$\begin{cases} 1 & \text{l'article } i \text{ est produit en dernier au début de la période } p \text{ sur la ligne} \\ & \text{de production } m, \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$
u_{imp}	Variable entière pour suivre l'ordre de production de l'article i sur la ligne de production m à la période p .
lc_{mp}	$\begin{cases} 1 & \text{la ligne de production } m \text{ est lancée à la période } p, \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$
$sauv_{imp}$	$\begin{cases} 1 & \text{l'article } i \text{ est le dernier produit sur la ligne } m \text{ jusqu'à la période } p, \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$

4.4.2 Fonction objectif

$$\text{Min } F_1 + F_2 + F_3 + F_4 + F_5 \quad (4.1)$$

$$F_1 = \sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M \sum_{p=1}^P PC_{imp} q_{imp} K_{im}, \quad (4.1.1)$$

$$F_2 = \sum_{i=1}^I \sum_{m=1}^M \sum_{p=1}^P SC0_i w_{iimp}, \quad (4.1.2)$$

$$F_3 = \sum_{i=1}^I \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^I \sum_{m=1}^M \sum_{p=1}^P SC_{ij} (x_{ijmp} + w_{ijmp} + z_{ijmp}), \quad (4.1.3)$$

$$F_4 = \sum_{i=1}^I \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^I \sum_{m=1}^M \sum_{p=1}^P LC_m lc_{mp}, \quad (4.1.4)$$

$$F_5 = \sum_{i=1}^I \sum_{p=1}^P HC_i s_{ip}. \quad (4.1.5)$$

La fonction objective minimise le coût total, composé de cinq fonctions de 4.1.1 à 4.1.5. La fonction 4.1.1 correspond au coût de production de tous les produits sur les lignes de production sur l'horizon de planification. La fonction 4.1.2 est liée au coût total de lancement des produits. La fonction 4.1.3 représente le coût de setup dépendant de la séquence. Les fonctions 4.1.4 et 4.1.5 correspondent respectivement au coût de lancement des lignes de production et au coût de stockage des produits.

4.4.3 Contraintes

$$s_{ip} = s_{i(p-1)} + \sum_{m \in M} q_{imp} - D_{ip} \quad \forall i, \forall p > 1 \quad (4.2)$$

$$s_{i1} = \sum_{m \in M} q_{im1} - D_{i1} \quad \forall i \quad (4.3)$$

$$\begin{aligned} & \sum_{i \in I} q_{imp} PT_{im} + \sum_{i \in I} \sum_{\substack{j \in I \\ j \neq i}} (x_{ijmp} + z_{ijmp} + w_{ijmp}) \cdot ST_{ij} \\ & + \sum_{i \in I} w_{iimp} ST_{0i} + \sum_{i \in I} \sum_{\substack{j \in I \\ j \neq i}} (f_{ijmp} + l_{ijmp}) + idle_{mp} = C_{mp} \quad \forall m, \forall p \end{aligned} \quad (4.4)$$

Les équations (4.2) et (4.3) sont des contraintes d'équilibre des matières tout en garantissant la satisfaction de la demande. La contrainte (4.4) représente la contrainte de capacité en unité de temps par ligne de production et par période, en tenant compte des temps de production et des temps de réglage des produits réalisés. Cette équation permet de

calculer la capacité restante à chaque période.

$$q_{imp} \leq r_{imp} \cdot \sum_{p \in P} D_{ip} \quad \forall p, \forall i, \forall m \quad (4.5)$$

$$r_{imp} \leq K_{im} \cdot q_{imp} \quad \forall p, \forall i, \forall m \quad (4.6)$$

$$r_{imp} = y_{imp} + w_{iimp} + \sum_{j \in I, j \neq i} (x_{jimp} + z_{jimp} + w_{jimp}) \quad \forall p, \forall i, \forall m \quad (4.7)$$

Les contraintes (4.5), (4.6) et (4.7) explicitent la relation entre les différentes variables. Pour un produit donné, la variable binaire r_{imp} prend la valeur 1 s'il existe une quantité produite sur une ligne de production pouvant le fabriquer (contraintes (4.5) et (4.6)). Cela peut se produire soit à la suite d'un réglage effectué au cours de la période, soit à la suite d'un setup au début de la période, soit à la suite d'un setup initié à la fin de la période précédente, soit par la continuité de la production de la période précédente (contraintes (4.7)).

$$\sum_{i \in I} y_{imp} + \sum_{i \in I} w_{iimp} + \sum_{i \in I} \sum_{\substack{j \in I \\ j \neq i}} z_{jimp} + \sum_{i \in I} \sum_{\substack{j \in I \\ j \neq i}} w_{jimp} \leq 1 \quad \forall m, \forall p \quad (4.8)$$

$$\sum_{i \in I} y_{imp} + \sum_{i \in I} w_{iimp} + \sum_{i \in I} \sum_{\substack{j \in I \\ j \neq i}} z_{jimp} + \sum_{i \in I} \sum_{\substack{j \in I \\ j \neq i}} w_{jimp} \geq \max_{i \in I} r_{imp} \quad \forall m, \forall p \quad (4.9)$$

Les contraintes (4.8) et (4.9) concernent la transition entre deux périodes consécutives. Parmi les différents cas possibles de transition, un seul d'entre eux peut se produire à la fois (contrainte (4.8)). La contrainte (4.9) garantit qu'un des cas de transition est possible si et seulement s'il y a au moins un produit fabriqué durant la période.

$$f_{ijmp} + l_{ijmp} = z_{ijmp} ST_{ij} \quad \forall p > 1, \forall i, j \neq i, \forall m \quad (4.10)$$

$$f_{ijm1} = 0 \quad \forall p, \forall i, j \neq i, \forall m \quad (4.11)$$

$$f_{ijmP} = 0 \quad \forall p, \forall i, j \neq i, \forall m \quad (4.12)$$

Les contraintes (4.10) - (4.12) concernent le setup crossover. La première période ne peut pas commencer avec un réglage fractionné, de plus, la dernière période ne peut pas se terminer avec un réglage fractionné non plus.

$$\begin{aligned} y_{imp} \leq & y_{imp-1} + w_{iimp-1} + \sum_{\substack{j \in I \\ j \neq i}} z_{jimp-1} + \sum_{\substack{j \in I \\ j \neq i}} w_{jimp-1} \\ & + \sum_{\substack{j \in I \\ j \neq i}} x_{jimp-1} \end{aligned} \quad \forall p > 2, \forall i, \forall m \quad (4.13)$$

La contrainte (4.13) concerne le setup carryover entre deux périodes consécutives.

$$idle_{mp} \leq R \cdot idle_b_{mp} \quad \forall m, \forall p \quad (4.14)$$

$$idle_b_{mp} \leq idle_{mp} \quad \forall m, \forall p \quad (4.15)$$

$$lc_{mp} \leq idle_b_{mp-1} \quad \forall m, \forall p > 1 \quad (4.16)$$

$$lc_{mp} \geq idle_b_{mp-1} + \max_i (r_{imp}) - 1 \quad \forall m, \forall p > 1 \quad (4.17)$$

$$lc_{m1} \geq \max_i (r_{im1}) \quad \forall m \quad (4.18)$$

Les contraintes (4.14) et (4.15) garantissent que la variable binaire $idle_{mp}$ prend la valeur 1 si un temps d'inactivité est observé sur la ligne de production m à la fin de la période p ($idle_{mp} > 0$), sinon elle prend la valeur 0. Les contraintes (4.16) - (4.18) concernent les lancements des lignes de production. Pour la première période, la ligne de production est lancée s'il y a au moins un produit qui est fabriqué sur cette ligne (contrainte (4.18)). Pour les périodes suivantes, la ligne de production est lancée si, en plus d'avoir au moins un produit en configuration, il y a eu un temps d'inactivité à la période précédente (contrainte (4.17)). La contrainte (4.16) s'assure que, si aucun temps d'inactivité n'est observé à la fin de la période, il n'est pas nécessaire de relancer la ligne de production pour la période suivante.

$$\sum_{i \in I} \alpha_{imp} \leq 1 \quad \forall p, \forall m \quad (19)$$

$$\alpha_{imp} \leq r_{imp} \quad \forall p, \forall i, \forall m \quad (4.20)$$

$$\alpha_{imp} \geq y_{imp} + w_{iimp} + \sum_{\substack{j \in I \\ j \neq i}} (z_{jimp} + w_{jimp}) \quad \forall p, \forall i, \forall m \quad (4.21)$$

$$\sum_{\substack{j \in I \\ j \neq i}} x_{jimp} \leq r_{imp} - \alpha_{imp} \quad \forall p, \forall i, \forall m \quad (4.22)$$

Les contraintes de (4.19) - (4.22) concernent le premier produit sur chaque ligne de production à chaque période, et établissent le lien avec les variables de transitions.

$$\sum_{i \in I} \beta_{imp} \leq 1 \quad \forall p, \forall m \quad (4.23)$$

$$\beta_{imp} \leq r_{imp} \quad \forall p, \forall i, \forall m \quad (4.24)$$

$$\sum_{\substack{j \in I \\ j \neq i}} x_{jimp} \geq r_{imp} - \beta_{imp} \quad \forall p, \forall i, \forall m \quad (4.25)$$

$$\beta_{imp-1} \geq y_{imp} + \sum_{\substack{j \in I \\ j \neq i}} z_{jimp} \quad \forall i, \forall m, \forall p > 1 \quad (4.26)$$

$$\sum_{\substack{j \in I \\ j \neq i}} r_{jimp} \leq (2 - \alpha_{imp} - \beta_{imp}) \cdot (N - 1) \quad \forall p, \forall i, \forall m \quad (4.27)$$

Les contraintes de (4.23) - (4.27) concernent le dernier produit sur chaque ligne de production à chaque période, et établissent le lien avec les variables de transitions et les changements à l'intérieur des périodes.

$$u_{imp} \leq r_{imp} \cdot N \quad \forall p, \forall i, \forall m \quad (4.28)$$

$$u_{imp} \geq r_{imp} \quad \forall p, \forall i, \forall m \quad (4.29)$$

$$u_{imp} \leq \sum_{i \in I} \sum_{\substack{j \in I \\ j \neq i}} x_{ijmp} + 1 \quad \forall p, \forall i, \forall m \quad (4.30)$$

$$u_{imp} + 1 \leq u_{jmp} + N \cdot (1 - x_{ijmp}) \quad \forall p, \forall i, \forall m \quad (4.31)$$

Les contraintes de (4.28) - (4.31) permettent de suivre la position de chaque produit sur chaque ligne de production et à chaque période. Ces contraintes permettent de séquencer les produits sur les lignes de production au sein des périodes et à travers l'ensemble de l'horizon de planification, et également d'éliminer les sous-tours. En effet, pour l'implémentation de notre modèle, nous avons considéré qu'un produit est traité une seule fois dans une période pour une opération optimale. En d'autres termes, tous les produits du même type sont regroupés ensemble et lancés une seule fois afin de minimiser les temps de changement de produit et de programmer de manière à éviter les boucles dans la même période.

$$\sum_{i \in I} sauv_{imp} \leq 1 \quad \forall m, \forall p \quad (4.32)$$

$$sauv_{imp} \geq \beta_{imp} + r_{imp} - 1 \quad \forall p, \forall i, \forall m \quad (4.33)$$

$$sauv_{imp} \leq \beta_{imp} - r_{imp} + 1 \quad \forall p, \forall i, \forall m \quad (4.34)$$

$$sauv_{imp} \geq sauv_{imp-1} - \max_{j \in I} r_{jmp} \quad \forall i, \forall m, \forall p > 1 \quad (4.35)$$

$$sauv_{imp-1} \geq w_{ijmp} + \alpha_{jmp} - 1, \quad \text{if } \sum_{t=1}^{p-1} lc_{mt} \geq 1 \quad \forall i, \forall j, \forall m, \forall p > 1 \quad (4.36)$$

$$\sum_{i \in I} sauv_{im1} = 0, \quad \text{if } \max_{j \in I} r_{jm1} = 0 \quad \forall m \quad (4.37)$$

Les contraintes (4.32) - (4.37) assurent la cohérence temporelle du dernier produit fabriqué dans le processus de planification. La contrainte (4.32) garantit l'unicité de l'enregistrement du dernier produit pour chaque période p . Les contraintes (4.33) et (4.34) établissent une relation logique entre la fabrication courante et la mise à jour de ce statut. La contrainte (4.35) préserve la continuité temporelle en propageant le dernier produit des périodes inactives. La contrainte (4.36) lie explicitement les opérations de setup au dernier produit fabriqué historiquement, assurant ainsi la cohérence des changements. Enfin, la contrainte (4.37) initialise proprement le système. Cet ensemble de contraintes forme ainsi un mécanisme robuste pour le suivi temporel des productions, essentiel pour

la validité des solutions proposées.

$$\sum_{i \in I} \sum_{j \in I} w_{ijmp} \geq lc_{mp} \quad \forall m, \forall p > 1 \quad (4.38)$$

$$\sum_{i \in I} w_{iim1} \geq lc_{m1} \quad \forall m \quad (4.39)$$

$$\sum_{i \in I} w_{iimp} \geq lc_{mp} + \sum_{t=1}^{p-1} \max_i r_{imt} - p \cdot \sum_{t=1}^{p-1} lc_{mt} \quad \forall i, \forall m, \forall p > 1 \quad (4.40)$$

$$w_{iimp} \leq lc_{mp} \quad \forall i, \forall m, \forall p > 1 \quad (4.41)$$

Les contraintes (4.38 – 4.41) concernent les setups en début de période et fait le lien entre le lancement des lignes de production et le lancement des produits.

$$q_{imp} \in \mathbb{N}^+ \quad \forall p, \forall i, \forall m \quad (4.42)$$

$$s_{ip} \in \mathbb{N}^+ \quad \forall i, \forall p \quad (4.43)$$

$$idle_{mp} \in \mathbb{R}^+ \quad \forall m, \forall p \quad (4.44)$$

$$r_{imp}, y_{imp}, \alpha_{imp}, \beta_{imp}, sauv_{imp} \in \{0, 1\} \quad \forall p, \forall i, \forall m \quad (4.45)$$

$$x_{ijmp}, z_{ijmp}, w_{ijmp} \in \{0, 1\} \quad \forall p, \forall i, \forall j, \forall m \quad (4.46)$$

$$f_{ijmp}, l_{ijmp} \in \mathbb{R}^+ \quad \forall p, \forall i, \forall j, \forall m \quad (4.47)$$

$$lc_{mp}, idle_b_{mp} \in \{0, 1\} \quad \forall m, \forall p \quad (4.48)$$

$$u_{imp} \in \mathbb{N}^+ \quad \forall p, \forall i, \forall m \quad (4.49)$$

Constraints (4.42) - (4.49) concernent la définition des variables. q_{imp} , s_{ip} et u_{imp} sont des variables entières positives. $idle_{mp}$, f_{ijmp} et l_{ijmp} sont des variables positives non entières. r_{imp} , x_{ijmp} , y_{imp} , z_{ijmp} , w_{ijmp} , lc_{mp} , α_{imp} , β_{imp} , u_{imp} , $sauv_{imp}$, et $idle_b_{mp}$ sont des variables binaires (booléennes).

4.5 Techniques de résolution

Dans l'optique d'analyser le problème posé, nous avons résolu le modèle formulé par deux approches différentes, une méthode exacte et une métaheuristique. Pour la méthode exacte, le modèle ainsi proposé est implémenté sous le solver CPLEX, et pour la métaheuristique nous avons utilisé le recuit simulé modifié comme démarche de résolution dans le cadre des grandes instances.

Pour chaque méthode de résolution utilisée, nous avons proposé plusieurs configurations par la variation des différents paramètres ; une variabilité des lignes de production, une variabilité des produits et une variabilité des périodes.

4.5.1 Métaheuristique Recuit Simulé révisée

L'algorithme original de recuit simulé a été modifié de manière à ce qu'à chaque palier de température, une solution initiale soit générée et la meilleure solution soit sauvegardée à chaque itération. Cette solution est ensuite comparée à la solution globale. Si la meilleure solution à chaque palier de température est supérieure à la solution globale, elle devient la nouvelle solution globale. L'objectif de ce processus est d'augmenter la probabilité d'explorer l'ensemble de l'espace de recherche et d'obtenir les meilleurs résultats. Les étapes de l'algorithme de recuit simulé modifié utilisé dans notre travail sont détaillées dans l'Algorithme 1.

Algorithme 1 : Recuit Simulé (SA : Simulated annealing)

Inputs : t_0 : initial temperature, max : maximum number of iterations, t_f : final temperature, α

Outputs : solution

1. $t \leftarrow t_0$
2. iter $\leftarrow 0$
3. Solution $\leftarrow$ Genrate_Random_Chromosom (Dip, Cmp)
4. while ($t < t_f$) do
 - a) $S_0 \leftarrow$ Genrate_Random_Chromosom (Dip, Cmp)
 - b) $S \leftarrow S_0$
 - c) If (fitness(S) < fitness(Solution)) then Solution $\leftarrow S$
 - d) while (iter < max) do
iter++
 $s_neighborhood \leftarrow$ Genrate_Random_Neighborhood(S)
 $\Delta \leftarrow$ fitness($s_neighborhood$) - fitness(S)
If ($\Delta < 0$) then $S \leftarrow s_neighborhood$
If (fitness($s_neighborhood$) < fitness(Solution)) then Solution $\leftarrow s_neighborhood$
Else
 $x \leftarrow$ random
if ($x < e^{-\Delta/t}$) then $S \leftarrow s_neighborhood$
5. $t \leftarrow t \times \alpha$
6. iter $\leftarrow 0$
7. Return Solution

L'adaptation de l'algorithme est régie par ses paramètres d'utilisation, qui diffèrent d'une application à une autre et d'un cas à un autre. Dans notre travail, la méthode recuite simulé modifiée est divisée en plusieurs étapes distinctes. Ces étapes sont présentées ci-dessous, avec les objectifs de chacune décrits de manière séquentielle. Pour offrir une meilleure compréhension de notre approche de résolution, la figure 4.6 illustre les liens entre les étapes proposées.

La génération d'une solution initiale aléatoire définit un plan et un calendrier pour différents produits à travers les lignes de production et sur toutes les périodes de l'horizon de planification. À partir de cette solution, un test est effectué : si la demande n'est pas

satisfaite sur une période, elle est réaffectée en conséquence. À ce stade, deux issues sont possibles. Soit la réaffectation est impossible, ce qui entraîne la génération d'une nouvelle solution aléatoire, soit la réaffectation réussit, produisant ainsi une solution initiale réalisable, comme détaillé dans l'Algorithme 2.

À partir de cette solution initiale, une solution voisine est déterminée et sa faisabilité est vérifiée. Si la demande n'est pas satisfaite, une réaffectation est effectuée et des corrections sur les transitions entre périodes consécutives peuvent s'avérer nécessaires, comme expliqué dans l'Algorithme 3. Le processus est répété pour chaque niveau de température, et la solution optimale est identifiée en comparant les résultats de toutes les itérations.

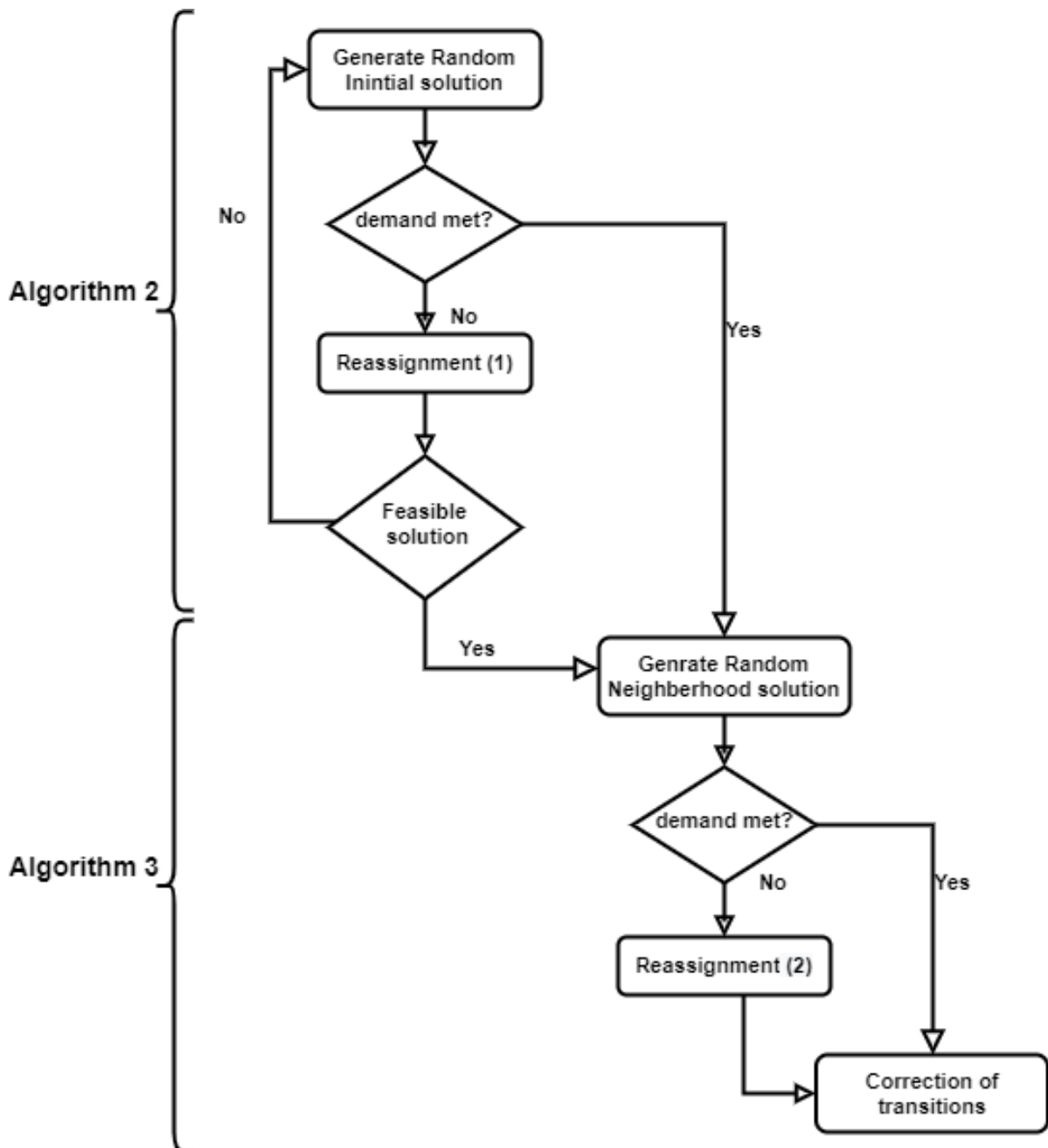


Figure 4.6 – Les différentes étapes de la méthode proposée

4.5.1.1. Génération d'une solution initiale

Pour générer une solution initiale de manière aléatoire, l'algorithme 2 attribue aléatoirement les articles aux lignes de production avec des quantités de production aléatoires tout en respectant les contraintes de demande et de capacité. Chaque article est produit sur une seule ligne de production à la fois. Les changements de séquence sont effectués pour produire les articles restants, toujours dans les limites de la demande et des capacités. Les demandes non satisfaites sont réaffectées pour garantir leur couverture, et les niveaux de stock sont calculés. Enfin, des variables de transition sont définies pour planifier les périodes suivantes, comme schématisé dans le flowchart de la figure 4.7. Ce processus est répété pour toutes les périodes.

Algorithme 2 : Generate_Random_Chromosom

Inputs : D_{ip} , C_{mp}

Outputs : Random solution S (w_{ijmp} , x_{ijmp} , y_{imp} , z_{ijmp} , q_{imp} , r_{imp} , s_{ip} , f_{ijmp} , l_{ijmp} , l_{cmp} , α_{imp} , β_{imp} , u_{imp} , $idle_{mp}$, $idle_{b_{mp}}$, $sauv_{imp}$)

Repeat until finding a feasible solution S :

1- $dem_{ip} \leftarrow D_{ip}$

2- $demT_I \leftarrow \sum D_{ip}$

3- Generate the first items for the first period on each production line m :

$w_{iim1} \leftarrow \text{random Boolean}$

$q_{im1} \leftarrow \text{random integer}(1, \min(dem_{i1}, C_{m1}))$

For all the periods of the planning horizon, repeat steps from 4 to 7 :

4- Define the setups for the change from item i to item j inside the period on the launched production lines :

$x_{ijmp} \leftarrow \text{random Boolean}$

$q_{imp} \leftarrow \text{random integer}(1, \min(dem_{ip}, C_{mp}))$

5- Reassignment (1) of the unmet demand of the period of each item.

6- Calculate the inventory of each item s_{ip} .

7- Define the transition variables on each production line for the next period.

Return solution S .

Le processus de réaffectation s'articule en deux phases :

1. Réaffectation au sein de la même période : La priorité est accordée à l'augmentation des quantités produites sur les lignes disponibles, en privilégiant la continuité de production. Cela inclut, par exemple, le setup carryover, le setup crossover, ou encore les changements en début de période. Si nécessaire, des opérations de changement de série peuvent être effectuées au cours de la période, ou de nouvelles lignes peuvent être lancées, jusqu'à ce que la demande soit entièrement satisfaite. Cette

stratégie de priorisation permet d'obtenir une solution initiale à la fois réalisable et efficace, en optimisant les coûts de changement de série et les coûts associés au lancement de nouvelles lignes de production.

2. Réaffectation aux périodes antérieures : Si, après la première phase, une partie de la demande reste insatisfaite, des ajustements sont effectués dans les périodes précédentes disposant de capacités disponibles, en commençant par les périodes les plus récentes.

Le mécanisme de génération des états de transition garantit la cohérence entre les états des lignes de production et les variables de transition. Pour la période $p + 1$, les décisions sont prises en tenant compte de la capacité restante et du dernier produit fabriqué en période p :

- En l'absence de capacité restante, le mécanisme évalue la possibilité de setup carryover y_{imp+1} ou d'une continuité de production en début de période $p + 1$ via un changement dépendant de la séquence w_{ijmp+1} , afin d'affecter des quantités de production générées aléatoirement.
- En présence de capacité disponible, il examine la faisabilité d'un setup crossover z_{ijmp+1} ou d'un changement en début de période w_{ijmp+1} , avec là aussi des quantités de production attribuées de manière aléatoire.

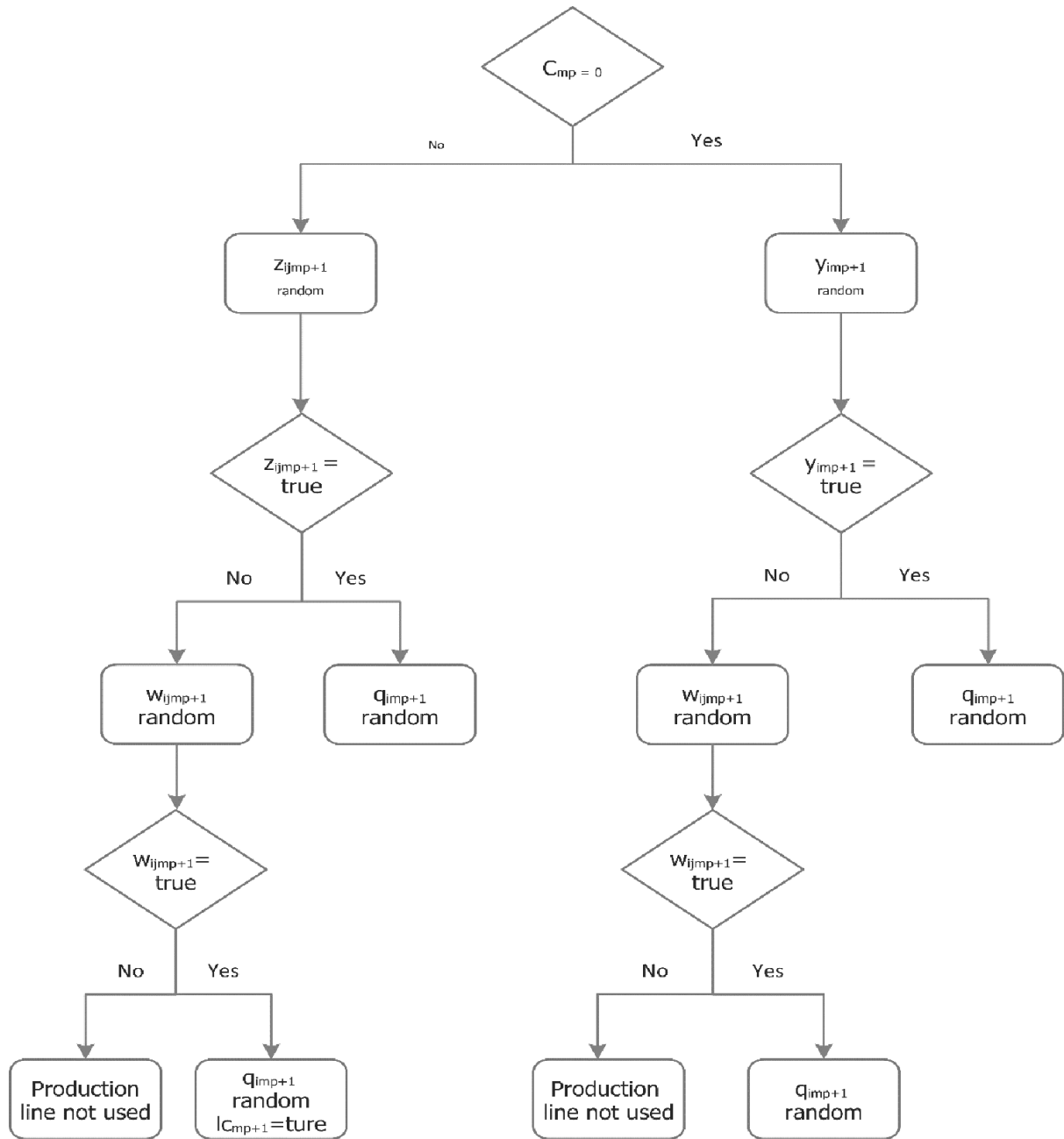


Figure 4.7 – Organigramme des transitions entre deux périodes consécutives

Les quantités allouées sont contraintes par la capacité de la ligne de production et la demande non satisfaite, tandis que toute ligne de production non utilisée reste inactive.

4.5.1.2. Génération d'une solution de voisinage

La méthode de recherche de voisinage utilisée dans ce travail (algorithme 3) s'attache au détail de la planification et du séquençement des produits sur les lignes de production. Elle améliore, en plus des coûts de lancement des lignes de production et des coûts de stockage, les coûts de setup des produits ainsi que les coûts de production. Elle traite, à chaque itération, un seul article affecté à une ligne de production pour une période donnée.

Algorithm 3 : Generate_Random_Neighborhood**Inputs :** initial solution S_0 **Outputs :** neighbor solution S

- 1- $S \leftarrow S_0$
- 2- Select randomly an item manufactured with the indices $m_1 \in M$, $p_1 \in P$ and $n_1 \in N$
- 3- Delete the production of item n_1 on the production line m_1 in period p_1
- 4- Correct the solution obtained by making the link between the item manufactured before n_1 and the one manufactured after n_1 , on the production line m_1 , if they exist.
- From period $h = 1$ to period $h = P$ repeat steps from 5 to 7 :
- 5- Reassignment (2) of the unmet demand of period h of each item of the set of items
- 6- Calculate the inventory level of each item at the end of period h
- 7- Correction of the transitions on each period t , from $t = 0$ to $t = h$, for each production line
- 8- Return S

La méthode proposée débute par l'initialisation de la solution de voisinage à partir de la solution initiale, en conservant l'ensemble des décisions (affectation des produits, quantités produites, ordonnancement par ligne et par période, ainsi que les niveaux de stock). Une position de production (produit, machine, période) est ensuite sélectionnée aléatoirement parmi celles actives, puis sa production est annulée. Cette suppression engendre des perturbations sur la capacité de production, les états de transition inter-périodes, et la satisfaction de la demande. Les étapes suivantes visent à corriger ces perturbations : réajustement de l'ordonnancement, réaffectation des demandes non satisfaites, recalcul des stocks, et mise à jour des états de transition. Ces corrections sont appliquées séquentiellement à toutes les périodes de l'horizon de planification. Enfin, la solution de voisinage ainsi construite est retournée.

Le système étudié présente une forte complexité en raison de la variabilité du nombre de produits, de la multiplicité des lignes de production et de la présence de plusieurs périodes dans l'horizon de planification, ce qui engendre un grand volume de variables décisionnelles. Cette complexité se manifeste à travers une diversité de cas et de choix à considérer. L'étape 4 de l'algorithme 3, dédiée à la correction et au réordonnancement de la séquence de production suite à une perturbation, est détaillée à travers plusieurs figures (4.8 à 4.13) illustrant les différents scénarios possibles en fonction de la position de l'article annulé. Si cet article (n_1) est le dernier à être produit dans la période, aucune action n'est requise. En revanche, si une production suit celle annulée, la mise à jour dépend de la position relative de l'article annulé, ainsi que des articles qui le précèdent et le suivent dans la séquence.

figures 4.8 - 4.13

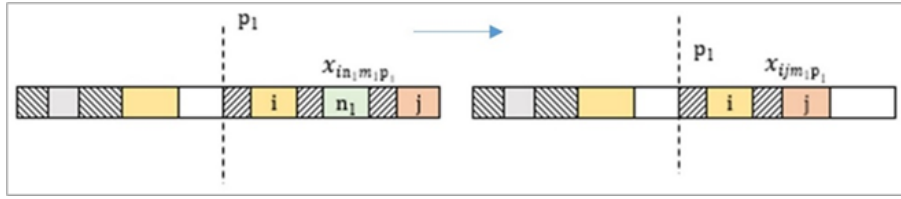


Figure 4.8 – Le setup $x_{in_1m_1p_1}$ devient un setup $x_{ijm_1p_1}$ à l'intérieur de p_1

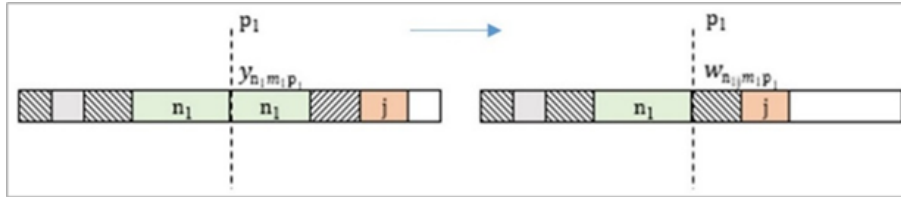


Figure 4.9 – Le setup carryover $y_{n_1m_1p_1}$ devient un setup $w_{n_1jm_1p_1}$ pour un changement au début de p_1

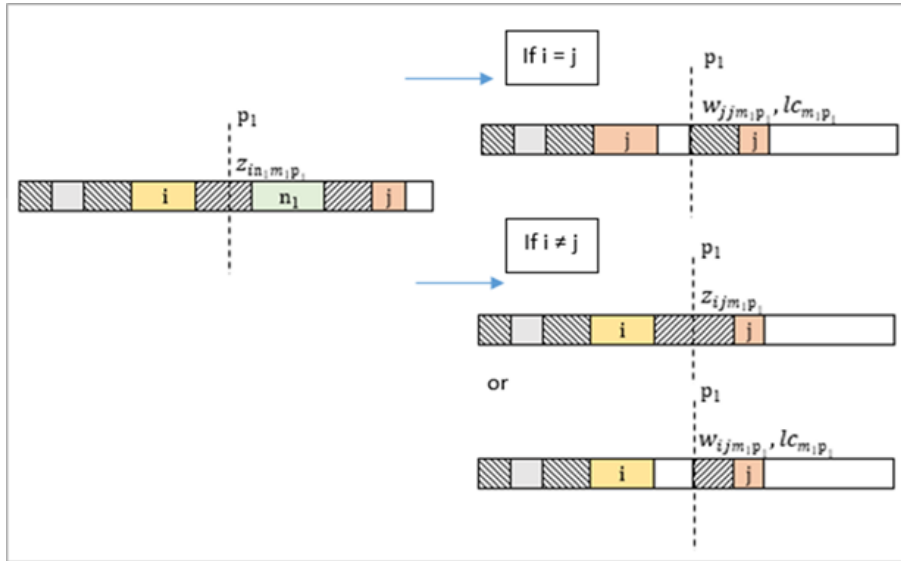


Figure 4.10 – Le setup crossover $z_{in_1m_1p_1}$ devient soit un setup $w_{jjm_1p_1}$ au début de p_1 avec un lancement de la ligne, soit un setup crossover $z_{ijm_1p_1}$ ou bien un setup $w_{ijm_1p_1}$ au début de p_1 avec un lancement de la ligne

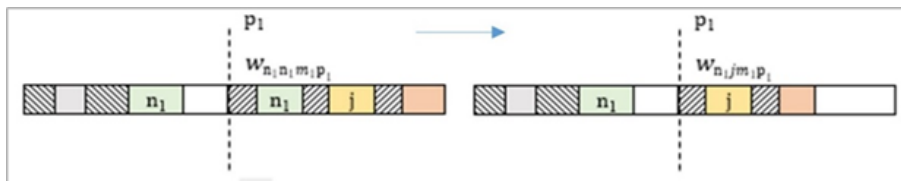


Figure 4.11 – Le setup $w_{n_1n_1m_1p_1}$ devient un setup $w_{n_1jm_1p_1}$ au début de p_1

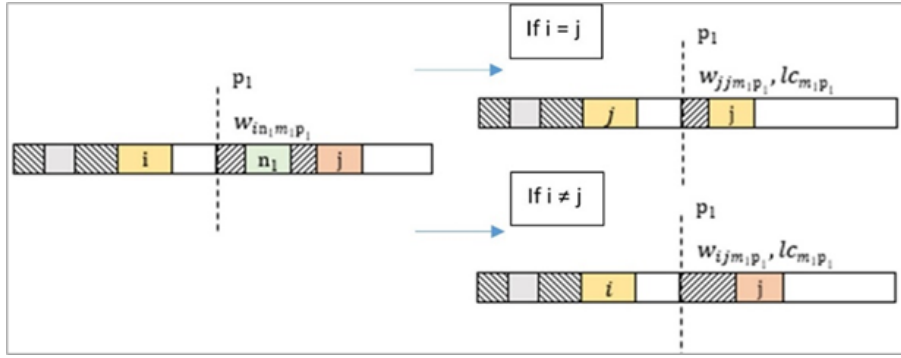


Figure 4.12 – Le setup $w_{in_1m_1p_1}$ devient soit un setup $w_{jjm_1p_1}$ soit un setup $w_{ijm_1p_1}$ au début de p_1

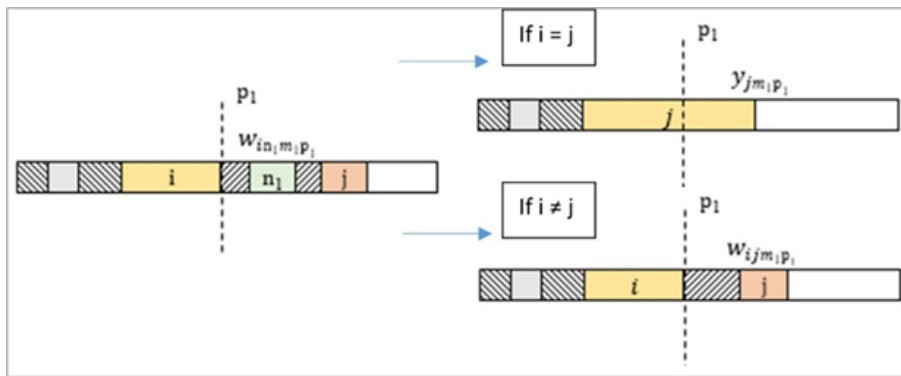


Figure 4.13 – Le setup $w_{in_1m_1p_1}$ devient soit un setup carryover $y_{jm_1p_1}$, soit un setup $w_{ijm_1p_1}$ au début de p_1

Le processus de réaffectation de la demande non satisfaite dans la méthode de recherche de voisinage reprend les principes appliqués lors de la construction de la solution initiale, à quelques différences près. La réaffectation commence par exploiter les capacités résiduelles sur les lignes ayant déjà produit l'article concerné durant les périodes antérieures à la période de la demande. Cette stratégie vise à favoriser la continuité de production, à limiter les coûts de réglage et à améliorer la qualité de la solution de voisinage. Si cette première phase ne permet pas de satisfaire l'ensemble de la demande, la réaffectation se poursuit à la période concernée, de la même manière que dans la méthode de recherche de solution initiale.

L'étape de correction des transitions dans la méthode de recherche de voisinage vise à restaurer la faisabilité de la solution après les perturbations introduites lors des étapes d'annulation de production ou de réaffectation de la demande non satisfaite. Cette phase, parmi les plus complexes de la métaheuristique, repose sur la gestion précise des variables de transition entre périodes, influencées principalement par la capacité de production restante et le dernier article fabriqué à chaque période. Une large variété de cas est traitée, tenant compte de multiples combinaisons possibles selon les situations rencontrées sur chaque ligne de production.

Les différents scénarios sont classés selon le type de transition, la capacité de production

restante à la période considérée et le dernier article fabriqué. Chaque cas nécessite des décisions adaptées : maintien ou suppression de la variable de transition initiale, ajustement des quantités produites, annulation de certaines productions ou reconfiguration des liaisons entre articles successifs. La faisabilité de chaque configuration est systématiquement testée par rapport aux capacités résiduelles des périodes concernées et le dernier article fabriqué de la période, et les ajustements sont effectués en conséquence. À l'issue de cette étape, toutes les variables de transition, les capacités de production, ainsi que les quantités produites et les demandes insatisfaites sont mises à jour pour garantir la cohérence globale de la solution.

4.6 Exploitation en milieu industriel

Cette étude concerne la planification et l'ordonnancement d'un système de production composé de plusieurs lignes de production pour fabriquer plusieurs types de produits sur un horizon de planification multi-périodes en prenant en considération plusieurs états de transitions entre les périodes consécutives. Pour résoudre le problème, nous avons proposé et développé un algorithme mathématique en considérant tous les paramètres et toutes les contraintes qui constituent la complexité du modèle proposé. Et pour tester l'efficacité de l'algorithme développé nous avons implémenté le modèle mathématique sous CPLEX. Dans ce contexte, plusieurs tests ont été effectués sur un ordinateur doté d'un processeur Intel (R) Core (TM) i5-1035G1 CPU @ 1.19 GHz and 20 GB of RAM, sous Windows 10 (64 bit).

Pour pouvoir implémenter le modèle proposé, une collecte minutieuse de données terrain a été réalisée. Ces données incluent les coûts, les temps de traitement, les prévisions de demande et les cadences de production pour les différents produits sur les différentes lignes de production.

Dans le cadre de petites instances, les résultats obtenus avec CPLEX ont été comparés à ceux obtenus avec une métaheuristique codée sous IntelliJ IDEA 2020.2.1. Pour les instances moyennes et grandes, où CPLEX a montré des limitations, le problème a été résolu à l'aide de la métaheuristique.

4.6.1 Données

Les résultats obtenus ont révélé plusieurs scénarios possibles, qui dépendent de la nature de la demande et influencent le comportement du système. Trois situations principales ont été identifiées :

1. Première situation : demande supérieure aux capacités des lignes de production
Dans ce cas, les demandes excèdent les capacités des lignes de production sur l'horizon de planification. La production dans ce système étant réalisée de manière continue (3 équipes travaillant en alternance, 7 jours sur 7), il n'est pas possible d'ajouter des heures supplémentaires pour satisfaire une demande très élevée.
2. Deuxième situation : demande faible

Lorsque la somme totale des demandes est largement inférieure aux capacités des lignes de production sur toutes les périodes disponibles, les solutions obtenues réduisent le nombre de lignes de production lancées, en utilisant un minimum de périodes tout en favorisant la continuité de fabrication. L'algorithme vise à minimiser le taux d'utilisation des lignes de production en regroupant les demandes des périodes ultérieures dans des périodes spécifiques, car les coûts de stockage sont relativement faibles par rapport aux coûts de lancement des lignes et aux coûts de setup.

3. Troisième situation : demande moyenne

Ici, la somme des demandes est égale ou légèrement inférieure aux capacités des différentes lignes de production sur toutes les périodes. Le défi est de trouver la meilleure planification et ordonnancement qui améliore les performances globales du système tout en satisfaisant les demandes de chaque type de produit et pour chaque période. Les setups étant dépendantes de la séquence et les temps de setup significatifs, il est difficile d'optimiser les coûts globaux tout en respectant les capacités de chaque période et de chaque ligne. C'est dans ce contexte que l'algorithme proposé devient essentiel pour fournir une solution optimale.

4.6.2 Résultats

Les expérimentations présentées dans cette application s'inscrivent dans cette troisième situation et ont été regroupées en trois configurations selon le paramètre à faire varier :

- Dans la première configuration, le nombre de produits a été varié.
- Dans la deuxième configuration, le nombre de lignes de production a été varié.
- Dans la troisième configuration, le nombre de périodes a été varié.

Pour toutes les configurations, les résultats obtenus sous CPLEX sont représentés dans le tableau 4.1 ci-dessous.

Table 4.1 – Results of the tests on CPLEX

Configuration	Produit	Ligne	Période	fonction Objectif	Temps	Unité
1	3	3	3	645 264	11	sec
	5	3	3	640 749	2	min
	6	3	3	<i>Pas de résultats</i>	-	-
2	3	6	3	1 136 108	18	sec
	3	8	3	1 459 212	2	min
	3	10	3	1 788 702	8	min
	3	12	3	<i>Pas de résultats</i>	-	-
3	3	3	6	1 135 549	9	min
	3	3	8	1 597 957	55	min
	3	3	10	<i>Pas de résultats</i>	-	-

À partir des résultats obtenus, nous avons constaté que la variation d'un paramètre influence la solution résultante et met en évidence les limites de CPLEX pour résoudre les problèmes de grandes instances, et ce, pour chaque configuration.

Dans la première configuration, au-delà de 6 produits, CPLEX ne fournit plus de résultats, même lorsque le nombre de périodes et de lignes de production est limité (3 lignes de production et 3 périodes). En ce qui concerne la deuxième configuration, en augmentant le nombre de lignes de production dans le système, CPLEX cesse de fonctionner au-delà de 10 lignes de production avec 3 produits et 3 périodes. Cette situation a également été observée pour la troisième configuration : en augmentant le nombre de périodes à plus de 8, le solveur ne donne plus de résultats avec 3 produits et 3 lignes de production.

Face à ce constat, nous avons eu recours à une métaheuristique pour résoudre les instances de grande taille du système étudié. Les coûts totaux des tests pour chaque configuration sont présentés dans les graphiques de la figure 4.14.

Pour chaque expérience où CPLEX a pu atteindre une solution optimale, un ordonnancement des produits sur chaque ligne de production et pour chaque période, correspondant à la fonction objective minimale, a été fourni. Par exemple, les ordonnancements obtenus pour les expériences 3 produits/3 lignes de production/3 périodes et 3 produits/8 lignes de production/3 périodes sont respectivement illustrés dans les figures 4.15 et 4.16.

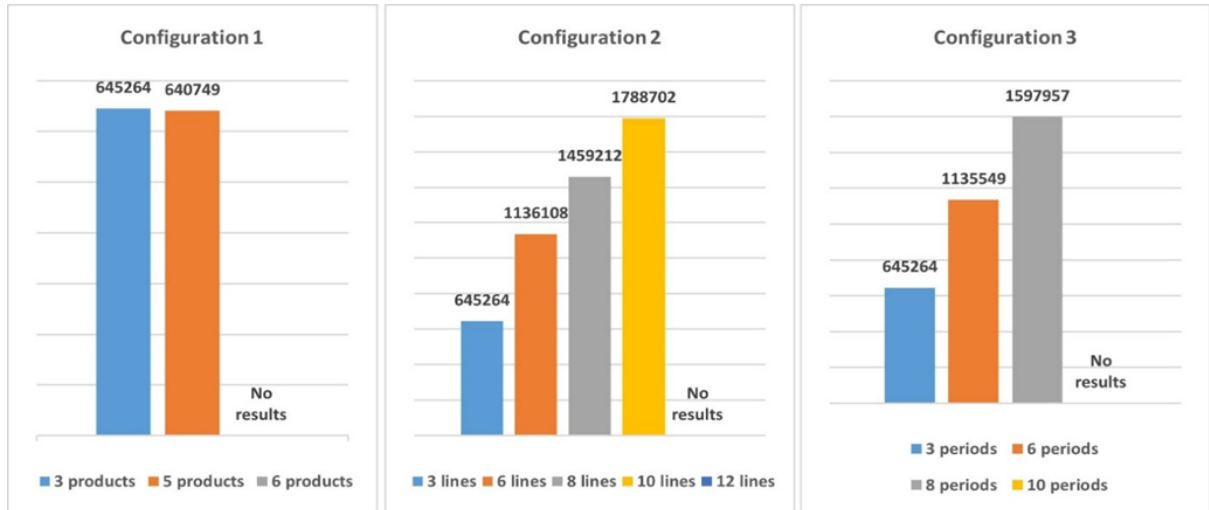


Figure 4.14 – Coûts totaux obtenus par CPLEX pour les trois configurations

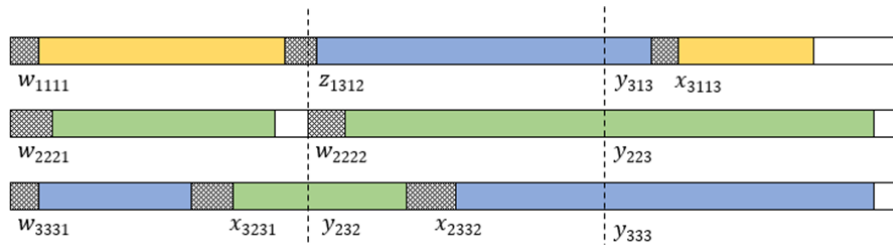


Figure 4.15 – Résultat de l'expérimentation avec 3 articles, 3 lignes de production et 3 périodes

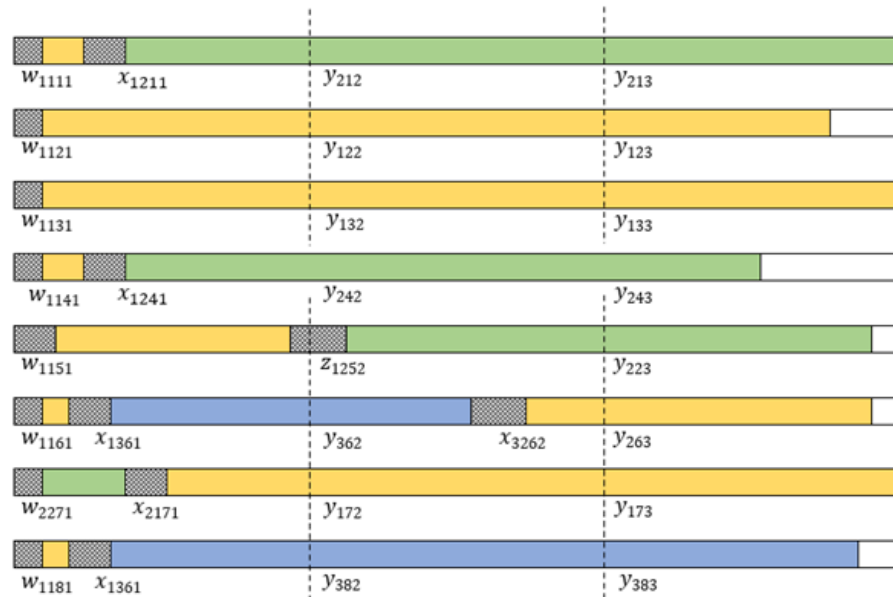


Figure 4.16 – Résultat de l'expérimentation avec 3 articles, 8 lignes de production et 3 périodes

Nous pouvons constater que l'ordonnancement obtenu pour chaque configuration a permis de minimiser ou d'éliminer les temps d'attente entre les périodes sur chaque ligne

de production lancée, assurant ainsi la continuité de fabrication (setup carryover, setup crossover et démarrage de période avec un setup pour le changement de produit sans relancer la ligne de production) entre les périodes consécutives.

L'algorithme proposé a également permis de minimiser le nombre de changements de programme et de limiter l'utilisation des lignes de production en fonction de la capacité nécessaire pour chaque période, afin de satisfaire la demande à moindre coût. Si une possibilité de regrouper ou de réallouer la production à d'autres périodes ou à d'autres lignes de production existe, l'utilisation de certaines lignes est évitée, car les coûts de lancement des lignes de production et de setup sont significatifs comparés aux coûts de stockage. Cette possibilité de regrouper les différentes demandes et de les planifier sur un horizon temporel, tout en respectant les délais de livraison, a permis de réduire les coûts totaux, augmentant ainsi les bénéfices de l'entreprise et assurant une exploitation synchronisée des unités de production.

Pour chaque configuration parmi les trois configurations déjà mentionnées, et à partir d'un certain seuil du paramètre à faire varier, CPLEX n'a pas été capable de fournir un résultat. Dans cette situation, l'utilisation des métaheuristiques devient une nécessité.

Dans un premier temps, nous avons testé les mêmes paramètres des différentes configurations proposées sur CPLEX. Ensuite, pour chaque type de configuration, nous avons augmenté la variation du paramètre considéré. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 4.2.

Table 4.2 – Comparaison entre les résultats de Cplex et de l’algorithme SA

CPLEX							SA			
	Produit	Ligne	Période	Fonction objectif	Temps	Unité	Fonction objectif	GAP	Temps	Unité
Configuration 1	3	3	3	645 264	11	sec	656 683	1,8%	39	sec
	5	3	3	640 749	2	min	653 243	1,9%	6	min
	8	3	3	Pas de résultats	-	-	784 037		5	min
	10	3	3	Pas de résultats	-	-	792 901		15	min
	30	3	3	Pas de résultats	-	-	280 576		15	h
Configuration 2	3	6	3	1 136 108	18	sec	1 172 920	3,2%	6	min
	3	8	3	1 459 212	2	min	1 511 915	3,6%	89	min
	3	10	3	1 788 702	8	min	1 873 976	4,8%	4	min
	3	15	3	Pas de résultats	-	-	2 949 713		27	min
	3	20	3	Pas de résultats	-	-	3 852 004		20	min
Configuration 3	3	3	6	1 135 549	9	min	1 61 859	2,3%	7	min
	3	3	8	1 597 957	2	min	1 676 669	4,9%	13	min
	3	3	10	Pas de résultats	-	-	1 918 044		20	min
	3	3	15	Pas de résultats	-	-	3 247 620		26	min

Malgré la variation et l'augmentation du nombre de produits, de lignes de production et de périodes dans chaque configuration, la métaheuristique a pu fournir un plan de production et un ordonnancement pour des instances moyennes et grandes tout en assurant la continuité de fabrication et la continuité de changement de programme entre les périodes consécutives, sur les lignes de production parallèles, avec des temps de setup dépendants de la séquence. À travers ces derniers résultats, nous pouvons constater que la variation des paramètres influence le temps de calcul. En général, plus la taille du paramètre considéré augmente dans chaque configuration, plus le temps de calcul augmente. Cela s'explique par le fait qu'en augmentant la taille du système étudié, la construction d'une solution initiale aléatoire et faisable prend plus de temps, ainsi que la recherche d'une solution de voisinage et la convergence vers la meilleure solution. Dans certains cas, le temps de calcul diminue, car la structure des données pour ces expérimentations, incluant les temps et les demandes, a permis d'obtenir rapidement une solution faisable. Il est important de noter que plus les demandes sont proches des capacités des périodes, plus la métaheuristique prendra du temps pour trouver une solution satisfaisante. Nous remarquons également que la fonction objective augmente avec l'augmentation du paramètre considéré dans chaque configuration. En effet, l'accroissement de la taille du système entraîne une augmentation des coûts en réponse aux demandes supplémentaires qui se rapprochent de la capacité du système à chaque expérimentation : coûts de production, de configurations, de lancement des lignes de production et de stockage. Dans chaque expérimentation des trois configurations, le meilleur résultat parmi 10 tests a été sélectionné. Pour les petites instances, la fonction objective obtenue par la métaheuristique converge vers celle obtenue par CPLEX. Par exemple, pour la configuration avec 3 produits, 3 lignes de production et 3 périodes, l'écart calculé à l'aide de la formule ci-dessous est de 1,8% .

$$\text{GAP} = \frac{\text{OF2}-\text{OF1}}{\text{OF1}} \times 100\%$$
 où OF1 est la fonction objective donnée par CPLEX et OF2 est la fonction objective donnée par SA.

L'augmentation de l'écart est principalement due à la variabilité accrue des produits, dont les setups dépendent de la séquence, ainsi qu'à la variabilité des lignes de production, qui sont parallèles et présentent des cadences de production et des coûts différents en fonction des produits.

4.6.3 Évaluation comparative d'un modèle de planification intégré dans un contexte industriel réel

Le modèle étudié a été mis en œuvre dans l'entreprise et comparé avec la méthode utilisée par celle-ci, c'est-à-dire le plan de production établi par le planificateur pour les unités de production. Les différents plans sont préparés périodiquement en s'appuyant sur le jugement intuitif et expérimental du planificateur, sans recours à un outil scientifique ou académique, ce qui illustre la lourdeur des démarches de planification réalisées

périodiquement à l'aide de registres et de calculs manuels.

Pour mieux illustrer l'impact du modèle proposé par les auteurs, nous présentons un exemple de la période de planification de juin 2022. Le premier modèle, illustré dans la figure 4.17, représente le plan établi par le planificateur, tandis que le deuxième modèle dans la même figure montre le plan généré par le modèle proposé.

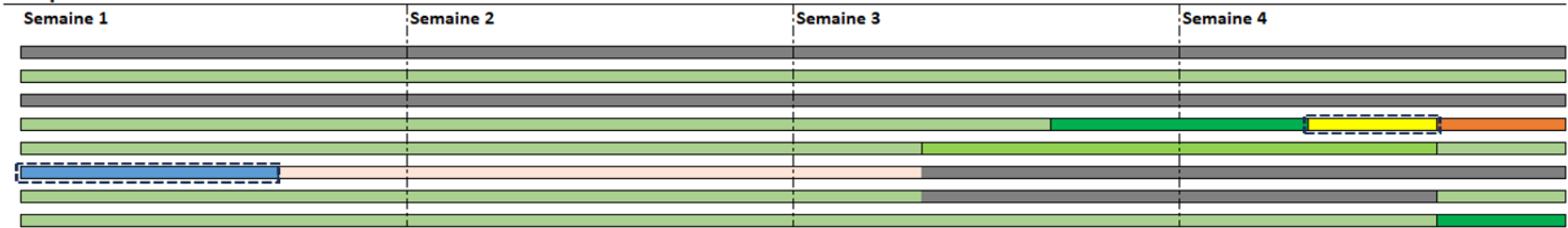
En comparant les deux plans de production, on constate que, pour les mêmes demandes considérées dans les deux méthodes de planification, il existe une différence notable dans l'utilisation des lignes de production. Cela est principalement dû au fait que les coûts de stockage ne sont pas pris en compte, et que l'accent est mis uniquement sur les coûts de production dans la planification manuelle effectuée par le planificateur.

En comparaison avec la planification manuelle, notre méthode a conduit à une augmentation des temps d'inactivité, c'est-à-dire à une capacité de production disponible plus importante, et à une réduction des quantités produites grâce à l'existence d'un stock initial. Par exemple, deux produits n'ont pas été proposés (marqués d'un encadrement dans le plan du planificateur sur la 4ème et 6ème lignes de production). De plus, notre méthode a permis une meilleure réponse aux demandes par période, en tenant compte de la disponibilité des lignes pour la production, comme dans le cas du produit encadré sur la dernière ligne de production, qui n'a pas été proposé par le planificateur lors de la 2ème semaine.

Le modèle proposé a permis une meilleure organisation des unités de production (machine-produit), offrant au système une capacité de production plus exploitable pour répondre aux diverses incertitudes qui pourraient survenir.

Ce modèle intègre une analyse approfondie des différents coûts, là où certains coûts ont été négligés par le planificateur, entraînant un gain à long terme de 10 % sur les coûts totaux. Cette amélioration est significative pour l'entreprise, et le modèle étudié est désormais adopté par celle-ci pour ses unités de production. Cette solution a été largement appréciée par l'entreprise et a été étendue à plusieurs filiales, où les contraintes spécifiques à chaque filiale ont été prises en compte.

Modèle du planificateur



Notre modèle

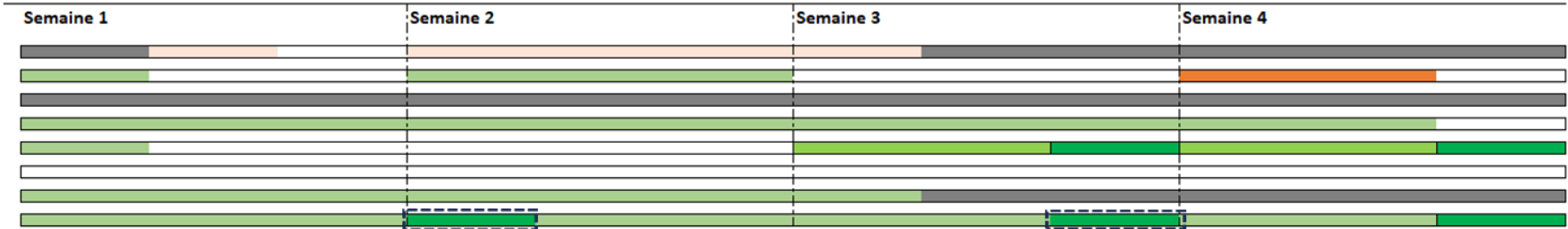


Figure 4.17 – Comparaison entre le plan de production établi par le planificateur et celui obtenu par notre modèle

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre, le problème intégré de dimensionnement des lots et d'ordonnement avec des lignes de production parallèles, des réglages dépendants de la séquence et cinq configurations de transition entre périodes consécutives, incluant le setup carryover et le setup crossover, a été étudié.

Pour les petites instances, une méthode exacte a été modélisée et mise en œuvre sous le solveur CPLEX. En revanche, pour les grandes instances, une métaheuristique de recuit simulé révisée a été proposée. Notre modèle regroupe tous les types de transitions (setup carryover, setup crossover et trois autres transitions). Dans ce contexte, une nouvelle formulation de programmation linéaire en nombres entiers mixtes a été introduite et testée sous CPLEX. Par ailleurs, trois configurations différentes liées aux paramètres variables considérés dans le système ont été définies. Nous rappelons que nous considérons la variabilité du nombre de types de produits, des lignes de production et des périodes.

Les résultats obtenus ont mis en évidence les limites du solveur CPLEX pour toutes les configurations. Face à cela, un algorithme de recuit simulé a été adapté pour résoudre les grandes instances du problème. Pour chaque configuration, le langage Java a été utilisé pour implémenter notre métaheuristique ainsi que d'autres tests complémentaires liés à l'augmentation des paramètres considérés. En comparant les résultats de CPLEX et de l'algorithme de recuit simulé, nous avons constaté que le modèle de programmation linéaire en nombres entiers mixtes (MIP) proposé et le recuit simulé (SA) sont efficaces pour résoudre le problème considéré. Ils permettent d'élaborer une planification de production avec la spécification « produit-ligne de production-période » et offrent un ordonnancement optimal des produits sur les lignes de production.

Chapitre 5

Intégration de la dimension énergétique dans la planification de la production

5.1 Introduction

Au cours des deux dernières décennies, la demande mondiale en produits industriels a fortement augmenté, portée par la croissance démographique, la diversification des besoins, l'essor des secteurs productifs et l'intégration des technologies avancées. Cette dynamique entraîne une consommation énergétique accrue, avec des impacts environnementaux significatifs.

Cependant, cette croissance industrielle entraîne une hausse importante de la consommation énergétique. Les machines, les usines, la logistique et le stockage des données consomment de grandes quantités d'électricité, souvent produite à partir de sources non renouvelables comme le charbon, le gaz ou le pétrole. Cela contribue à une augmentation des émissions de gaz à effet de serre (CO_2 , méthane...), accentuant ainsi le réchauffement climatique et la pollution de l'air. Face à ce défi mondial, de nouvelles exigences ont été introduites dans les milieux industriels, mettant l'accent sur le respect des contraintes environnementales. Ainsi, la tendance actuelle au sein des entreprises manufacturières est d'intégrer l'aspect énergétique tout au long du processus, avec une attention particulière portée à la consommation énergétique des unités de production, qui en représentent une part significative. En 2020, le secteur industriel représentait 38% de la consommation finale d'énergie mondiale. Cette consommation énergétique élevée provient en grande partie de l'utilisation intensive des machines et des équipements, indépendamment du type d'énergie mobilisée dans les processus de fabrication [111].

Parmi les différentes formes d'énergie, l'électricité connaît une croissance particulièrement rapide. Selon l'Agence internationale de l'énergie (AIE), la demande mondiale d'électricité a augmenté de 2,5% en 2023 et devrait croître de 4% en 2024, marquant ainsi le taux de croissance annuel le plus élevé depuis 2007, hors rebonds exceptionnels. Cette dynamique est alimentée par plusieurs facteurs, notamment la croissance économique robuste, l'intensification des vagues de chaleur nécessitant davantage de climatisation, l'adoption croissante de véhicules électriques et de pompes à chaleur, ainsi que l'expansion rapide des centres de données. Les économies émergentes et en développement, telles que la Chine et l'Inde, devraient représenter environ 85% de cette augmentation de la demande jusqu'en 2027 [112], [113], [114].

Dans un contexte de concurrence accrue, la pérennité des entreprises industrielles repose sur leur capacité à optimiser l'ensemble de leurs coûts tout en répondant efficacement aux exigences du marché. La planification de la production vise traditionnellement la minimisation des coûts de production, de stockage et de setups. Toutefois, malgré son poids considérable, l'énergie électrique représentant environ 17% des coûts fixes du produit fini, La consommation énergétique demeure insuffisamment prise en compte dans les processus décisionnels liés à la planification industrielle. Intégrer pleinement les coûts énergétiques dans la planification industrielle devient ainsi un enjeu stratégique, non seulement pour améliorer la compétitivité, mais aussi pour répondre aux exigences environnementales et de durabilité.

Par ailleurs, les systèmes de production actuels deviennent de plus en plus complexes, en raison notamment de la diversification des produits, de la multiplicité des machines et des périodes de production, ainsi que de l'apparition de technologies plus flexibles mais aussi plus énergivores. Cela soulève la question suivante : *comment intégrer efficacement la consommation et les coûts énergétiques dans un modèle de planification de la production multi-produits, multi-machines et multi-périodes, tout en tenant compte des contraintes opérationnelles et économiques de l'entreprise industrielle ?*

Dans ce chapitre, nous intégrons la dimension énergétique au problème de planification de la production à travers une approche multi-objectifs. Cette intégration vise à concilier les exigences économiques, opérationnelles et environnementales de l'entreprise industrielle. En plus des objectifs classiques tels que la minimisation des coûts de production et le respect des contraintes de capacité et de demande, nous considérons explicitement la consommation et les coûts énergétiques. L'objectif est de proposer un modèle de planification capable d'optimiser simultanément les performances économiques et énergétiques du système de production.

Pour résoudre ce type de problème à objectifs multiples, plusieurs méthodes existent, notamment la pondération linéaire, la programmation par buts, les méthodes basées sur les contraintes, ou encore les approches métaheuristiques telles que les algorithmes génétiques multi-objectifs (ex. NSGA-II). Parmi ces approches, nous retenons la méthode LP-metric. Cette méthode permet de transformer le problème multi-objectifs en un problème à objectif unique, tout en tenant compte des écarts relatifs à chaque objectif. Elle offre ainsi une solution de compromis équilibrée, adaptée aux contextes industriels en procurant un juste milieu entre performance économique et efficacité énergétique.

La suite de ce chapitre est structurée ainsi : la section 5.2 présente un état de l'art sur les recherches intégrant la dimension énergétique dans la planification de la production. La section 5.3 décrit en détail le problème étudié, les hypothèses retenues et les paramètres considérés. Dans la section 5.4, nous développons les différentes formulations mathématiques proposées, en commençant par un modèle de planification classique, puis un modèle intégrant les aspects énergétiques, et enfin un modèle multi-objectifs combinant les deux précédents ; cette section inclut également l'interprétation des contraintes, ainsi que la linéarisation du modèle. La section 5.5 est consacrée à la méthodologie de résolution adoptée, à l'implémentation via le solveur CPLEX, et à l'analyse des résultats obtenus à partir d'une étude de cas réelle. Enfin, la section 5.6 conclut le chapitre en synthétisant les apports de l'approche développée et en ouvrant des perspectives de recherche.

5.2 Etat de l'art

L'épuisement progressif des ressources énergétiques non renouvelables, la volatilité de leurs prix, ainsi que les préoccupations environnementales croissantes relatives à la réduction des émissions de CO_2 et à la lutte contre le changement climatique, incitent la communauté scientifique à mettre davantage l'accent sur l'optimisation de la consomma-

tion énergétique dans les systèmes de production industriels. Ces enjeux sont renforcés par un contexte économique mondial marqué par une concurrence accrue, où la maîtrise des coûts énergétiques devient un levier déterminant de compétitivité et de durabilité.

Dans ce cadre, de nombreuses recherches ont été consacrées à l'amélioration de l'efficacité énergétique des systèmes de production. Renna et Materi [115] ont proposé une revue de littérature approfondie sur l'efficacité énergétique et la durabilité dans les systèmes manufacturiers. Leur étude, qui met en évidence une croissance notable du nombre de publications au cours des quinze dernières années, classe les contributions selon la typologie des systèmes étudiés : systèmes de production discrets, lignes d'assemblage, politiques d'économie d'énergie, et intégration des sources d'énergie renouvelables. Dans une perspective complémentaire, Terbrack et al. [116] ont réalisé une revue centrée spécifiquement sur la planification de production intégrant des considérations énergétiques. Ils ont souligné que l'intégration de la dimension énergétique à différents niveaux de planification, stratégique, tactique et opérationnel, constitue une piste de recherche prometteuse pour mieux appréhender les interactions entre planification de la production et consommation d'énergie.

Des contributions plus ciblées ont porté sur la gestion énergétique au niveau des équipements et des postes de production. Mouzon et al. [117] ont analysé la consommation énergétique d'une machine de production et proposé des règles de dispatching basées sur l'optimisation des phases d'allumage et d'extinction des équipements. Ces règles permettent de réduire significativement la consommation d'énergie, en particulier dans les environnements de production à forte variabilité de charge. D'un autre point de vue, Bettoni et Zanoni [118] se sont intéressés à la relation entre le taux de production des machines et leur consommation énergétique dans les processus de moulage sous pression. Leur objectif consistait à minimiser l'énergie consommée tout en satisfaisant les contraintes de demande et de délai, en mettant en évidence le rôle du rythme de production sur la performance énergétique globale.

La planification de la production constitue, à l'échelle tactique, une composante essentielle de la gestion intégrée de la chaîne logistique. Le modèle Capacitated Lot Sizing (CLS) reste l'un des plus utilisés pour déterminer les quantités à produire sur un horizon donné, en visant la minimisation des coûts de production, de stockage et de changement de séries. L'intégration des enjeux énergétiques dans ces modèles classiques permet de générer des bénéfices globaux significatifs [119], comparables à ceux obtenus par l'intégration des différentes fonctions logistiques, dont la coordination améliore la performance globale par rapport à une optimisation locale.

Ainsi, plusieurs extensions des modèles de lot sizing traditionnels ont vu le jour afin d'intégrer la dimension énergétique. Ozdamar et Birbil [120] ont proposé une approche hiérarchique de planification de la production intégrant les coûts énergétiques dans le cadre d'une usine de fabrication de carrelage pour des familles de produits. Leur méthode repose sur la décomposition du modèle général en deux sous-modèles afin de réduire la

complexité de résolution.

Dans un atelier flow shop, Masmoudi et al. [121] ont introduit un modèle de lot sizing capacitaire pour un seul produit, en tenant compte des contraintes énergétiques propres à chaque période : demande, durée, coût de l'électricité et puissance maximale. Un modèle non linéaire et un modèle linéaire en nombres entiers mixtes ont été développés afin de minimiser les coûts totaux, incluant l'énergie, le stockage, les setups et la puissance. Ce travail a été étendu pour traiter des problèmes de taille moyenne et grande. Deux heuristiques ont été proposées dans [122], puis une heuristique fix-and-relax et un algorithme génétique ont été développés dans [123].

Dans une approche plus générale, Masmoudi et al. [124] ont considéré le cas multi-produits dans un atelier flow shop capacitaire avec prise en compte des aspects énergétiques. Leur modèle en nombres entiers mixtes intègre pour chaque période un ensemble de paramètres : durée, prix de l'électricité, demande externe et prix de puissance. L'objectif de minimisation des coûts globaux (électricité, inventaire, setup et puissance) est traité à l'aide d'une heuristique fix-and-relax.

Par ailleurs, Rapine et al. [125] ont intégré les considérations énergétiques dans un problème de dimensionnement de lots à produit unique. Leur approche repose sur l'introduction de contraintes spécifiques au démarrage des machines, limitant ainsi la production d'unités particulièrement énergivores. Ce travail a été étendu dans une seconde étude (Rapine et al., [126]), dans laquelle les auteurs modélisent les machines comme pouvant se trouver dans plusieurs états opérationnels, démarrage, production ou réservation, chacun associé à une consommation énergétique distincte.

L'ensemble de ces travaux souligne l'importance de prendre en compte les considérations énergétiques dès la phase de planification de la production. Néanmoins, la majorité des approches restent encore limitées à des contextes spécifiques (produit unique, type d'atelier particulier). De plus, peu de modèles traitent simultanément l'aspect de l'énergie, la structure multi-produits et la complexité des environnements multi-machines parallèles non identiques, éléments pourtant caractéristiques des systèmes industriels actuels.

Ce travail propose un modèle de dimensionnement de lot capacitaire multi-produits avec machines parallèles non identiques en prenant en considération l'aspect énergétique.

Les principales contributions de ce travail incluent :

- Le développement d'un modèle intégrant les caractéristiques détaillées des machines (capacité maximale, puissance de démarrage et de traitement, ainsi que la consommation en temps idles), et des produits (demande périodique, coûts de production, temps et coûts de setup), avec un couplage dynamique entre produit et machine influençant les temps de production.
- Une modélisation de la consommation énergétique au sein du système, prenant en compte les différentes phases de production (mise en marche, production, veille, setups) en fonction des caractéristiques des machines et des produits.
- Une approche d'optimisation combinant la planification de production et la gestion

énergétique, visant à minimiser à la fois les coûts de production et la consommation énergétique dans le cadre des contraintes de capacité et de demande.

- La proposition d'un outil d'aide à la décision permettant aux industriels de déterminer les meilleures stratégies de production, tout en prenant en compte les coûts énergétiques associés à chaque opération, et appliqué à des secteurs industriels variés, en particulier ceux où l'efficacité énergétique est un enjeu majeur.

5.3 Description du problème

Ce travail s'inscrit dans le cadre de l'étude du problème de dimensionnement de lot capacitaire multi-produits avec ressources multiples, en présence de machines parallèles non identiques. Il s'agit d'un problème de type Capacitated Lot Sizing Problem (CLSP) étendu, dans lequel plusieurs types de produits doivent être fabriqués au cours d'un horizon de planification fini, discrétisé en P périodes. La production repose sur M machines indépendantes, non identiques, pouvant traiter un ou plusieurs types de produits selon leurs caractéristiques techniques.

Chaque machine est définie par des paramètres spécifiques : capacité maximale, vitesse d'exécution par produit, puissance de démarrage, puissance de traitement, ainsi qu'une puissance de veille lorsqu'elle reste allumée sans produire. Les produits sont, quant à eux, caractérisés par des demandes périodiques à satisfaire impérativement, des coûts de production, des temps et des coûts de setup, et peuvent être fabriqués sur différentes machines à des vitesses variables. Ce couplage produit-machine entraîne donc des temps de production dépendants de la ressource mobilisée.

D'un point de vue énergétique, le modèle introduit plusieurs sources de consommation :

- La consommation de mise en marche (lancement) : chaque machine consomme une quantité d'énergie fixe pour être initialisée en début d'horizon.
- La consommation en phase de production : proportionnelle au temps de traitement et dépendante du produit et de la machine.
- La consommation en veille : une machine, une fois allumée, reste en fonctionnement jusqu'à la fin de l'horizon, même en l'absence de production, générant une consommation résiduelle inférieure à celle de la phase de lancement.
- La consommation liée aux setups : chaque opération de changement de série induit une consommation énergétique fixe, spécifique à la machine, mais indépendante du produit concerné.

Le problème considéré peut-être représenté par la figure 5.1.

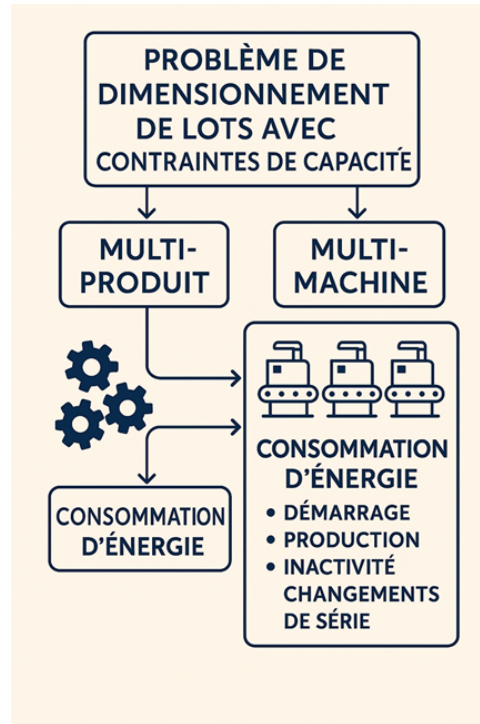


Figure 5.1 – Représentation du problème considéré

Le problème décrit concerne l’optimisation de la production, de la gestion énergétique et de l’affectation des ressources dans un système manufacturier. Il implique de prendre en compte simultanément les aspects temporel, capacitaire, énergétique et technologique, ce qui rend la résolution complexe. Cela nécessite le développement de modèles et de méthodes adaptées pour traiter ce problème combinatoire de grande dimension. Dans ce travail, les auteurs ont proposé un modèle mathématique multi-objectifs relatif à un problème de dimensionnement de lot, en considérant à la fois les contraintes économiques et les contraintes environnementales (énergétiques). Le modèle est détaillé dans la section 5.4.

5.4 Modélisation mathématique

Afin d’établir une planification de la production pour le problème étudié, un premier modèle a été développé en se concentrant sur les aspects classiques de la planification capacitaire. Dans un second temps, afin d’intégrer explicitement la dimension énergétique, des paramètres supplémentaires ont été introduits, conduisant à une version enrichie du modèle initial (modèle énergétique). Un troisième modèle a été développé en combinant les deux objectifs au sein du même modèle en adaptant la technique LP-métrique qui combine les deux objectifs en une seule fonction.

5.4.1 Modèle de planification

Pour modéliser le problème mathématiquement, des hypothèses sont d’abord posées, ensuite les paramètres et les variables de décisions sont introduits.

5.4.1.1. Hypothèses

Les hypothèses suivantes sont posées, afin de formaliser ce problème dans un cadre mathématique cohérent :

- La demande de chaque produit doit être intégralement satisfaite à chaque période.
- La capacité de stockage est considérée comme illimitée.
- Chaque machine est soumise à une contrainte de capacité par période.
- Une machine ne peut produire qu'un seul type de produit à la fois.
- Chaque machine peut traiter un sous-ensemble de produits seulement.
- Le temps de production d'un produit dépend de la machine utilisée.
- Chaque machine possède un coût et un temps de démarrage.
- Les opérations de setup sont associées à des coûts, des temps, et des consommations d'énergie spécifiques.
- La vitesse de production est propre à chaque couple produit-machine.

5.4.1.2. Notations

Les notations utilisées dans le modèle sont définies comme suit :

a. Ensembles et indices

- I Ensemble d'articles, $i \in I = \{1, \dots, n\}$
 M Ensemble de machines, $m \in M = \{1, \dots, K\}$
 P Ensemble de périodes, $p \in P = \{1, \dots, t\}$

b. Paramètres

- n Nombre de produits
 k Nombre de lignes de production parallèles
 t Nombre de périodes
 PC_{imp} Coût de production du produit i dans la machine m à la période p
 HC_i Coût de détention des stocks du produit i
 LC_m Coût de lancement de la machine m
 SC_i Coût de setup du produit i
 D_{ip} Demande de l'article i en période p
 PT_{im} Temps de traitement du produit i sur la machine m
 St_i Temps de setup du produit i
 LT_i Temps de lancement d la machine m
 C_{mp} Capacité en unité de temps de la machine m par période p

c. Variables de décision

q_{imp}	Quantité produite du produit i sur la machine m à la période p
s_{ip}	Niveau de stock du produit i à la fin de la période p
x_{imp}	Variable binaire qui prend 1 si l'article i est configuré sur la machine m en période p , sinon 0
$idle_{mp}$	Temps d'inactivité à la fin de la période p sur la machine m
lc_{mp}	Variable binaire qui prend 1 si la machine m est lancée à la période p , sinon 0

5.4.1.3. Fonction objectif

$$\begin{aligned} \text{Min } & \sum_{i \in I} \sum_{m \in M} \sum_{p \in P} PC_{imp} q_{imp} K_{im} + \sum_{m \in M} \sum_{p \in P} LC_m lc_{mp} + \\ & \sum_{i \in I} \sum_{m \in M} \sum_{p \in P} SC_i x_{imp} + \sum_{i \in I} \sum_{p \in P} HC_i s_{ip} \end{aligned}$$

5.4.1.4. Contraintes

$$s_{ip} = s_{ip-1} + \sum_{m \in M} q_{imp} - D_{ip} \quad \forall i, p > 1 \quad (5.1)$$

$$s_{i1} = \sum_{m \in M} q_{im1} - D_{i1} \quad \forall i \quad (5.2)$$

$$\sum_{i \in I} (q_{imp} PT_{im} + x_{imp} ST_i) + LT_m lc_{mp} + idle_{mp} = C_{mp} \quad \forall m, p \quad (5.3)$$

$$q_{imp} \leq K_{im} x_{imp} \sum_{p \in P} D_{ip} \quad \forall i, m, p \quad (5.4)$$

$$lc_{m1} \geq \max_i x_{im1} \quad \forall m \quad (5.5)$$

$$lc_{mp} \geq \max_i x_{imp} - \sum_{t=2}^p lc_{mt-1} \quad \forall m, p > 1 \quad (5.6)$$

$$\sum_{p \in P} lc_{mp} \leq 1 \quad \forall m \quad (5.7)$$

$$q_{imp} \in \mathbb{N}^+ \quad \forall i, m, p \quad (5.8)$$

$$s_{ip} \in \mathbb{N}^+ \quad \forall i, p \quad (5.9)$$

$$x_{imp} \in \{0, 1\} \quad \forall i, m, p \quad (5.10)$$

$$lc_{mp} \in \{0, 1\} \quad \forall m, p \quad (5.11)$$

$$ID_{mp} \in \mathbb{R}^+ \quad \forall m, p \quad (5.12)$$

Les contraintes (5.1) et (5.2) sont des contraintes d'équilibre de matière. Elles permettent également la satisfaction de la demande par période. La contrainte (5.3) garantit le res-

pect de la capacité de chaque machine par période. La contrainte (5.4) lie la production effective à l'état de setup de la machine. Si la machine ne subit pas de setup pour le produit i , alors aucune unité ne peut être produite. Les contraintes (5.5) à (5.7) concernent le lancement des machines. Ces contraintes garantissent que si une machine est utilisée à une période donnée, alors elle doit avoir été démarrée au préalable. Cela permet de comptabiliser une seule fois le coût de démarrage sur l'horizon. De plus une machine doit être lancée au maximum une fois durant l'horizon de planification. Les contraintes de (5.8) à (5.12) concernent la définition des variables. Les variables q_{imp} et s_{ip} sont des variables entières positives. $idle_{mp}$ est une variable positive non entière. Les variables x_{imp} et lc_{mp} sont des variables booléennes.

5.4.2 Modèle énergétique

Dans le but d'intégrer l'aspect énergétique dans la planification de la production, des paramètres spécifiques ont été ajoutés au modèle initial. Ces paramètres permettent de représenter de manière explicite la consommation d'énergie des machines, incluant notamment les puissances de démarrage, de fonctionnement et de mise en veille, ainsi que les consommations liées aux opérations de setup.

5.4.2.1. Paramètres

$CPOWL_m$	Puissance de démarrage de la machine m multipliée par le coût unitaire de l'énergie électrique
$CPOWP_m$	Puissance de traitement de la machine m multipliée par le coût unitaire de l'énergie électrique
$CPOWS_m$	Puissance utilisée par la machine m pour le setup des produits, multipliée par le coût unitaire de l'énergie électrique
$CPOWI_m$	Puissance utilisée par la machine m en période d'inactivité (temps idle), multipliée par le coût unitaire de l'énergie électrique
$CPmax_m$	Puissance installée de la machine m multipliée par le coût unitaire de l'énergie électrique

5.4.2.2. Variables de décision

ECL_{mp}	Coût de l'énergie de démarrage consommée par la machine m durant la période p
ECL_{mp}	Coût de l'énergie consommée par la machine m durant le traitement au cours de la période p
ESC_{mp}	Coût de l'énergie consommée par la machine m lors des setups des produits durant la période p
ECI_{mp}	Coût de l'énergie consommée par la machine m durant le temps d'inactivité de la période p
ei_{mp}	Variable binaire qui prend 1 si de l'énergie est consommée par la machine m durant le temps d'inactivité de la période p , 0 sinon

5.4.2.3. Fonction objectif

$$\text{Min} \sum_{m \in M} \sum_{p \in P} ECL_{mp} + \sum_{m \in M} \sum_{p \in P} ECP_{mp} + \sum_{m \in M} \sum_{p \in P} ESC_{mp} + \sum_{m \in M} \sum_{p \in P} ECI_{mp}$$

L'objectif est de minimiser le coût total de l'énergie consommée, lequel est composé de l'énergie de démarrage, de l'énergie de traitement, de l'énergie consommée lors des opérations de setup, ainsi que de l'énergie consommée durant les périodes d'inactivité des machines.

5.4.2.4. Contraintes

Des contraintes sur la considération de l'aspect énergétique sont rajoutées aux contraintes précédentes et sont formulées comme suit :

$$ECL_{mp} = CPOWL_m \cdot lc_{mp} \cdot LT_m \quad \forall m, p \quad (5.13)$$

$$ECP_{mp} = \sum_{i \in I} CPOWP_m \cdot q_{imp} \cdot PT_{im} \quad \forall m, p \quad (5.14)$$

$$ESC_{mp} = \sum_{i \in I} CPOWS_m \cdot x_{imp} \quad \forall m, p \quad (5.15)$$

$$ECI_{mp} = CPOWI_m \cdot idle_{mp} \cdot ei_{mp} \quad \forall m, p \quad (5.16)$$

$$ei_{mp} \geq \max(\max_i x_{imp}, \max_{t=1..p} lc_{mt}) \quad \forall m, p \quad (5.17)$$

$$ECL_{mp} + ECP_{mp} + ESC_{mp} + ECI_{mp} \leq C_{mp} \cdot CPmax_m \quad \forall m, p \quad (5.18)$$

$$ECL_{mp} \in \mathbb{R}^+ \quad \forall m, p \quad (5.19)$$

$$ECP_{mp} \in \mathbb{R}^+ \quad \forall m, p \quad (5.20)$$

$$ECS_{mp} \in \mathbb{R}^+ \quad \forall m, p \quad (5.21)$$

$$ECI_{mp} \in \mathbb{R}^+ \quad \forall m, p \quad (5.22)$$

$$ei_{mp} \in \{0, 1\} \quad \forall m, p \quad (5.23)$$

Les équations de (5.13) à (5.16) permettent de calculer les coûts des énergies consommées relatives au lancement des machines, fabrication des produits, setups des produits ainsi qu'aux périodes d'inactivité des machines.

L'équation (5.17) permet d'identifier les périodes au cours desquelles les coûts liés à l'énergie consommée par les machines en état d'inactivité doivent être pris en compte.

L'équation (5.18) indique qu'à chaque période p , la puissance totale sollicitée par la machine m , résultant de ses différentes activités (démarrage, production, setup, inactivité), ne doit pas dépasser sa puissance installée. Cette contrainte garantit que l'intensité énergétique mobilisée par la machine reste compatible avec ses capacités techniques.

Les équations de (5.19) à (5.23) concernent la définition des variables. Les variables ECL_{mp} , ECP_{mp} , ECS_{mp} et ECI_{mp} sont des variables non entières positives. ei_{mp} est une variable booléenne.

L'intégration des paramètres (différents coûts énergétiques) vise à refléter de manière plus réaliste les implications énergétiques des décisions de production, et à permettre une optimisation tenant compte non seulement des coûts classiques (production, stockage, lancement), mais également des coûts énergétiques associés.

Le modèle ainsi formulé relève d'un programme non linéaire mixte (MINLP : Mixed Integer Nonlinear Program), intégrant simultanément des variables entières, continues et binaires. La source principale de non-linéarité réside dans la contrainte (5.16), qui comprend un terme de produit entre une variable binaire et une variable continue. Ce type de produit engendre une non-linéarité, rendant la résolution du modèle plus complexe et justifiant le recours à une technique de linéarisation appropriée, telle que la méthode du grand M.

5.4.2.5. Linéarisation du modèle

Afin de rendre le modèle exploitable par des solveurs d'optimisation linéaire en nombres entiers mixtes, une étape de linéarisation a été nécessaire. Pour ce faire, nous avons adopté la méthode du grand M, largement utilisée pour linéariser les expressions non linéaires impliquant des produits entre variables binaires et variables continues.

Cette technique consiste à introduire de nouvelles variables auxiliaires et des contraintes supplémentaires permettant de reformuler les termes non linéaires en expressions linéaires équivalentes, tout en garantissant leur validité logique. Plus précisément, les produits de la forme $z = x \cdot y$, où x est une variable continue et y une variable binaire, sont remplacés

par une variable auxiliaire z soumise aux contraintes suivantes :

$$\begin{cases} z \leq M \cdot y \\ z \geq 0 \\ z \leq x \\ z \geq x - M \cdot (1 - y) \end{cases}$$

où M est une constante suffisamment grande pour majorer la valeur maximale que peut prendre x . Plus précisément, et pour notre modèle, nous introduisant une variable z_{mp} où $z_{mp} = idle_{mp} * ei_{mp}$ ainsi que les contraintes suivantes pour remplacer la contrainte (5.16).

$$z_{mp} \leq M \cdot ei_{mp} \quad \forall m, p \quad (5.24)$$

$$z_{mp} \leq idle_{mp} \quad \forall m, p \quad (5.25)$$

$$z_{mp} \geq idle_{mp} - (1 - ei_{mp}) \cdot M \quad \forall m, p \quad (5.26)$$

$$z_{mp} \geq 0 \quad \forall m, p \quad (5.27)$$

où M est une constante suffisamment grande pour majorer la valeur maximale de $idle_{mp}$. Ces contraintes garantissent que $z_{mp} = idle_{mp}$ lorsque $ei_{mp} = 1$, et $z_{mp} = 0$ lorsque $z_{mp} = 0$, tout en maintenant la linéarité du modèle global.

5.4.3 Modèle multi-objectifs

Dans le cadre de la planification de la production intégrant plusieurs objectifs conflictuels, notamment la minimisation des coûts de production classiques (coûts de production, de stockage, de setup) et la minimisation des coûts énergétiques (démarrage, traitement, setup et inactivité des machines), le problème étudié s'apparente à un problème d'optimisation multi-objectifs.

Comme mentionné auparavant, les auteurs ont eu recours à la méthode LP-metric. Il s'agit d'une méthode de prise de décision multi-objectifs et multicritères, qui permet au décideur de classer les objectifs selon leur priorité en attribuant un poids spécifique à chacun, afin de trouver une solution intermédiaire qui équilibre les différents objectifs. Parmi les applications récentes de cette méthode, on peut citer les travaux de Tahraoui et al. [127], Fellahi et al. [128], Benfriha et al. [129] et Harrir et Triqui [130].

Cette approche consiste à convertir le problème multi-objectifs en un problème mono-objectif à travers la minimisation de la distance entre une solution réalisable et une solution idéale.

Soit un vecteur d'objectifs $f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)]$, où chaque $f_i(x)$ représente une fonction objectif à minimiser. Soit f_i^* la valeur idéale (ou optimale indépendante) de chaque fonction objectif obtenue à partir d'une optimisation mono-objectif. La méthode LP-metric cherche alors à minimiser la distance entre $f(x)$ et le vecteur idéal

$f^* = [f_1^*, f_2^*, \dots, f_k^*]$, définie par :

$$\min_x \left(\left| \sum_{i=1}^k w_i \frac{f_i(x) - f_i^*}{f_i^*} \right|^p \right)^{\frac{1}{p}}$$

où :

- w_i est le poids attribué à chaque fonction objectif (reflétant son importance relative),
- $p \in \{1, 2, \infty\}$ définit la norme utilisée : L_1 (Manhattan), L_2 (euclidienne) ou L_∞ (maximale),
- $f_i(x)$ est la valeur réelle de la fonction objectif pour une solution donnée,
- f_i^* est la valeur optimale indépendante de la fonction objectif i .

L'application de la méthode LP-metric à notre problème permet d'obtenir la fonction objectif suivante qui combine les deux objectifs du modèle de planification et du modèle énergétique :

$$\min w_1 \frac{f_1(x) - f_1^*}{f_1^*} + w_2 \frac{f_2(x) - f_2^*}{f_2^*}$$

Où

- $f_1(x)$: représente le coût total de production incluant les coûts de production, lancement des machines, stockage et setup.
- $f_2(x)$: représente le coût total énergétique, incluant le coût de l'énergie consommée pour le démarrage, le traitement, les setups et l'inactivité.
- f_1^* et f_2^* : sont les valeurs optimales indépendantes pour chaque objectif (obtenues par optimisation mono-objectif).
- w_1 et w_2 : sont les poids attribués à chaque objectif, avec $w_1 + w_2 = 1$.

$$\begin{aligned} f_1(x) = & \sum_{i \in I} \sum_{m \in M} \sum_{P \in P} PC_{imp} \cdot q_{imp} \cdot K_{im} + \sum_{m \in M} \sum_{P \in P} LC_{mp} \cdot l_{c_{mp}} + \sum_{i \in I} \sum_{m \in M} \sum_{P \in P} SC_i \cdot x_{imp} \\ & + \sum_{i \in I} \sum_{m \in M} \sum_{P \in P} HC_i \cdot s_{ip} \end{aligned} \quad (5.28)$$

$$f_2(x) = \sum_{m \in M} \sum_{P \in P} ECL_{mp} + \sum_{m \in M} \sum_{P \in P} ECP_{mp} + \sum_{m \in M} \sum_{P \in P} ECS_{mp} + \sum_{m \in M} \sum_{P \in P} ECI_{mp} \quad (5.29)$$

Tout en respectant les contraintes du modèle de planification (5.1) - (5.14), ainsi que les contraintes du modèle énergétique (5.13) - (5.15) et (5.17) - (5.27). La méthode LP-metric est alors utilisée pour équilibrer ces deux objectifs selon leur poids relatif. Cela permet d'explorer différents compromis et d'orienter la prise de décision vers une solution économiquement et énergétiquement efficace.

5.5 Méthode de résolution

Pour résoudre le problème de planification présenté dans cette étude, nous avons eu recours à des méthodes de programmation mathématique en développant trois formulations distinctes : un modèle de planification classique, un modèle intégrant les aspects énergétiques, et un modèle multi-objectifs combinant les deux précédents. Ces modèles ont été implémentés et résolus à l'optimalité à l'aide du solveur CPLEX, reconnu pour sa capacité à traiter efficacement les programmes linéaires et mixtes à grande échelle.

5.5.1 Cadre applicatif et données réelles

L'étude a été appliquée à un cas réel issu de l'entreprise CHIALI TUBES. Cette entreprise constitue un cadre d'application permettant l'extraction de données industrielles réelles et leur exploitation dans les modèles développés. L'entreprise dispose de plusieurs stations de travail parallèles, aux capacités de production et puissances énergétiques différenciées, et fabrique une grande variété de produits. Pour les besoins de cette étude, nous avons considéré un exemple d'application caractérisé comme par une variabilité de produits qui peuvent être fabriqués sur des stations parallèles non identiques avec des puissances et des cadences différentes au cours d'un horizon composé de plusieurs périodes.

5.5.2 Résolution des modèles

Les trois modèles ont été codés dans l'environnement IBM ILOG CPLEX Optimization Studio, en utilisant le langage OPL. Le solveur CPLEX a permis de déterminer les plans de production optimaux pour chaque formulation à partir des données réelles, présentés dans les tableaux 5.1 - 5.3. Les modèles ont été par la suite évalués selon plusieurs scénarios, chacun correspondant à une approche de planification distincte.

Table 5.1 – Plan optimal du modèle de planification classique

	Semaine 1			Semaine 2		
	Article 1	Article 2	Temps idle (h)	Article 1	Article 2	Temps idle (h)
Station 1	500	-	55.50	600	-	35.70
Station 2	-	130	135.05	-	300	98.97

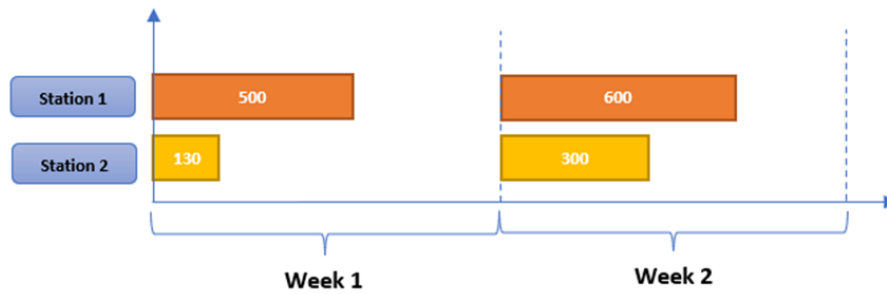
Table 5.2 – Plan optimal du modèle énergétique

	Semaine 1			Semaine 2		
	Article 1	Article 2	Temps idle (h)	Article 1	Article 2	Temps idle (h)
Station 1	501	130	0.022	598	83	0.193
Station 2	-	-	168	1	217	113.87

Table 5.3 – Plan optimal du modèle multi-objectifs

	Semaine 1			Semaine 2		
	Article 1	Article 2	Temps idle (h)	Article 1	Article 2	Temps idle (h)
Station 1	501	130	0.022	598	83	0.193
Station 2	-	-	168	1	217	113.87

Le plan obtenu par l'optimisation du modèle de planification classique (voir tableau 5.1) vise à minimiser les coûts de production et de stockage. Dans ce cas, la demande a été satisfaite dans chaque semaine sans génération d'un stock. De plus, les deux stations de production sont activées dès la première semaine, comme illustré dans la figure 5.1, ce qui peut engendrer une consommation énergétique élevée due à l'inactivité partielle des machines.

**Figure 5.2** – Plan optimal du modèle de planification classique

Le modèle multi-objectifs combine les deux objectifs précédents en une fonction objectif composite, avec des poids égaux dans un premier temps. Le plan obtenu (voir tableau 5.3) s'aligne davantage sur celui du modèle énergétique, avec un lancement différé de la seconde station jusqu'à la deuxième semaine, mais en conservant un compromis sur les coûts totaux tel que présenté dans la figure 5.3.

**Figure 5.3** – Plan optimal du modèle énergétique

Ensuite, dans un deuxième temps, plusieurs scénarios de pondération ont été simulés pour observer l'effet de l'importance relative accordée aux deux objectifs (production vs

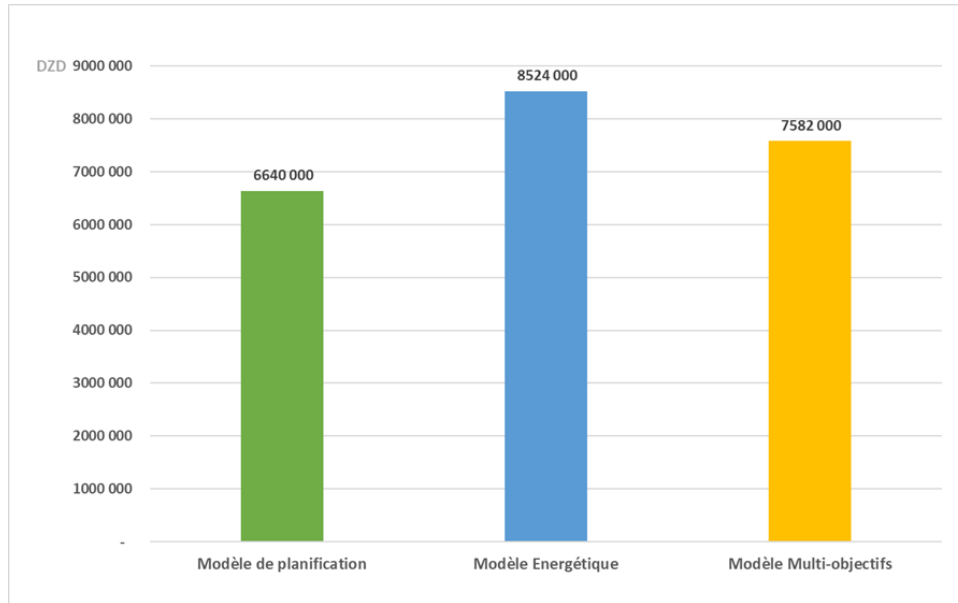


Figure 5.4 – Coûts totaux des trois modèles

énergie), à travers une variation des poids donnés aux deux fonctions objectifs suivant le tableau 5.4, où w_1 est le poids donné à la fonction des coûts de production et w_2 est le poids donné à la fonction des coûts énergétiques. Ces simulations ont donné lieu à trois plans de production différents $P1$, $P2$ et $P3$, représentés par les tableaux 5.5, 5.6 et 5.7, chacun représentant un équilibre différent entre efficacité énergétique et performance économique.

Table 5.4 – Scénarios de pondération et plans de production obtenus

Scénarios	w_1	w_2	Plans de production
1	0.9	0.1	P1
2	0.8	0.2	P2
3	0.7	0.3	
4	0.6	0.4	P3
5	0.5	0.5	
6	0.4	0.6	
7	0.3	0.7	
8	0.2	0.8	
9	0.1	0.9	

Table 5.5 – Plan de production P1

$f_1^* = 6\,628\,300$ DZD	Semaine 1			Semaine 2		
$f_2^* = 8\,565\,600$ DZD	Article 1	Article 2	Temps idle (h)	Article 1	Article 2	Temps idle (h)
Station 1	500	130	0.24	600	-	35.70
Station 2	-	-	168	-	300	96.97

Table 5.6 – Plan de production P2

$f_1^* = 6\,631\,800$ DZD	Semaine 1			Semaine 2		
$f_2^* = 8\,545\,200$ DZD	Article 1	Article 2	Temps idle (h)	Article 1	Article 2	Temps idle (h)
Station 1	500	130	0.24	599	1	33.677
Station 2	-	-	168	1	299	95.503

Table 5.7 – Plan de production P3

$f_1^* = 6\,640\,000$ DZD	Semaine 1			Semaine 2		
$f_2^* = 8\,524\,000$ DZD	Article 1	Article 2	Temps idle (h)	Article 1	Article 2	Temps idle (h)
Station 1	501	130	0.022	598	83	0.193
Station 2	-	-	168	1	217	113.87

L'analyse comparative des résultats a mis en évidence que, quel que soit le scénario, les décisions de planification tendent à favoriser les modèles intégrant l'énergie, principalement en raison de l'impact significatif des coûts énergétiques sur le coût global. Bien que la demande ait été satisfaite dans toutes les périodes, la répartition des quantités produites sur les machines varie selon le scénario considéré.

5.6 Conclusion

Dans cette étude, nous avons développé un modèle de planification de la production intégrant à la fois les dimensions économiques et énergétiques, en adoptant une approche multi-objectifs afin de mieux refléter les enjeux stratégiques des entreprises. Les résultats obtenus montrent que la prise en compte conjointe de ces deux dimensions permet d'aboutir à des plans de production plus équilibrés, répondant à la fois aux impératifs de performance économique et de maîtrise de la consommation énergétique. L'approche exacte utilisée, via la résolution à l'optimalité avec le solveur CPLEX, permet non seulement de valider la pertinence du modèle proposé, mais également de constituer une base de référence des travaux futurs qui pourront porter sur l'application du modèle à des

instances de plus grande taille, en explorant l'utilisation de méthodes heuristiques ou métaheuristiques pour améliorer la capacité de résolution dans des contextes industriels complexes.

Conclusion générale

L'objectif principal de ce travail a été de concevoir un outil d'aide à la décision capable de guider les planificateurs dans un environnement contraint. Pour cela, une approche intégrée a été adoptée, combinant deux dimensions traditionnellement traitées de manière isolée : l'ordonnancement des activités de production et l'optimisation énergétique. En synchronisant ces aspects, les modèles développés permettent non seulement d'améliorer l'efficacité opérationnelle (minimisation des temps d'arrêt, réduction des coûts de lancement, etc.), mais aussi d'intégrer des critères de durabilité, tels que la réduction de la consommation énergétique. Cette double perspective offre ainsi une vision plus holistique de la planification, alignée à la fois sur les enjeux économiques et écologiques des entreprises.

Cette thèse a d'abord abordé deux problèmes clés de lot sizing dans des environnements industriels complexes. Le premier modèle a traité le dimensionnement de lots avec des ressources parallèles non identiques, intégrant temps et coûts de setup indépendants de la séquence, ainsi que des coûts de lancement explicites des lignes de production. Cette approche permet de capturer l'impact économique des décisions d'activation des ressources, notamment dans des contextes où les lignes présentent des capacités hétérogènes (coûts variables, rendements différenciés). Pour résoudre ces problèmes complexes, nous avons développé et résolu un modèle mathématique par le solveur CPLEX et une métaheuristique performante qui démontre des résultats remarquables : solutions quasi-optimales (écart $<1\%$) pour les petites instances, performances très satisfaisantes (écart $\leq 2\%$) pour les instances moyennes, et temps de calcul réduits à quelques minutes pour les grandes instances. Ces résultats, obtenus grâce à un paramétrage fin, valident à la fois la robustesse de notre approche algorithmique et sa capacité à traiter efficacement les contraintes industrielles réelles, tout en maintenant une solution de qualité malgré la complexité croissante des configurations étudiées. Un second modèle a enrichi cette perspective en y ajoutant la flexibilité des capacités (heures supplémentaires) et le backlogging (demandes perdues), offrant ainsi une réponse adaptative aux fluctuations de la demande ou aux goulots d'étranglement. Les résultats obtenus ont démontré leur efficacité pour optimiser les coûts globaux tout en assurant la satisfaction du client.

Dans un second temps, la recherche s'est orientée vers une modélisation intégrée combinant dimensionnement de lots et ordonnancement. Cette approche propose une modélisation avancée des transitions de production, incluant le setup carryover et le setup crossover, ainsi que des transitions liées aux arrêts et redémarrages. Elle s'applique à des lignes parallèles non identiques avec des capacités hétérogènes. Une métaheuristique de recuit simulé améliorée a été conçue pour résoudre le problème. Cette méthode dépasse les performances du solveur CPLEX dans le cadre des grandes instances, tout en maintenant des écarts inférieurs à 2% par rapport à l'optimal pour les petites instances. Les tests démontrent son efficacité opérationnelle en optimisant l'ordonnancement, en réduisant les temps d'inactivité entre périodes, et en rationalisant l'utilisation des ressources, validant

ainsi sa pertinence pour des applications industrielles réelles aux contraintes complexes. Cette section a été suivie par une analyse comparative sur un cas pratique, entre une approche traditionnelle et l'approche proposée. L'analyse comparative révèle : une optimisation des ressources avec 10% de réduction des coûts totaux grâce à la prise en compte complète des coûts (production, stockage), une meilleure adéquation offre-demande et une flexibilité. Ces améliorations concrètes ont conduit à l'adoption industrielle de notre solution.

Par la suite, les recherches effectuées sur la planification ont été élargi en intégrant une dimension énergétique, répondant aux enjeux de durabilité. Ce dernier volet propose un modèle multi-objectifs combinant la minimisation des coûts de production et la réduction de la consommation énergétique, tout en respectant les contraintes capacitives et temporelles. Le modèle proposé a permis de générer des plans de production équilibrés, où les arbitrages entre efficacité économique et performance environnementale sont quantifiables.

En synthèse, cette thèse contribue à l'avancement des connaissances dans le domaine de la planification de la production en proposant des modèles novateurs, des méthodes de résolution efficaces et des perspectives pratiques pour les décideurs industriels. Les travaux réalisés offrent des réponses concrètes aux défis posés par la complexité croissante des systèmes productifs, tout en identifiant des voies d'amélioration pour des recherches ultérieures, notamment dans l'extension des modèles à des échelles plus larges ou l'intégration d'autres dimensions telles que l'industrie 4.0 et l'intelligence artificielle.

Au-delà de son apport académique, cette recherche souligne l'importance d'une approche intégrée et adaptative pour répondre aux exigences dynamiques des environnements industriels contemporains, où l'équilibre entre efficacité opérationnelle, rentabilité et durabilité reste un enjeu majeur. Les résultats obtenus confirment qu'il est possible de concilier performance économique et performance énergétique, ouvrant ainsi des pistes prometteuses pour des recherches futures sur l'optimisation durable des systèmes de production.

Bibliographie

- [1] Michel Nakhla. *L'essentiel du management industriel : Maîtriser les systèmes : Production, logistique, qualité, supply chain...* Dunod, 2006.
- [2] Georges Javel, Nasser Mebarki, and Isabelle Corthier. *Logistique industrielle et organisation-5e éd. : Cours, exercices et études de cas*. Dunod, 2017.
- [3] L. S. Dias and M. G. Ierapetritou. From process control to supply chain management : An overview of integrated decision-making strategies. *Computers & Chemical Engineering*, 106 :826–835, 2017.
- [4] P. M. Castro, I. E. Grossmann, and Q. Zhang. Expanding scope and computational challenges in process scheduling. *Computers & Chemical Engineering*, 114 :14–42, 2018.
- [5] G. M. Kopanos, L. Puigjaner, and C. T. Maravelias. Production planning and scheduling of parallel continuous processes with product families. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 50(3) :1369–1378, 2011.
- [6] C. Zhang, D. Zhang, and T. Wu. Data-driven branching and selection for lot-sizing and scheduling problems with sequence-dependent setups and setup carryover. *Computers & Operations Research*, 132 :105289, 2021.
- [7] D. J. Fiorotto, J. D. C. Huaccha Neyra, and S. A. de Araujo. Impact analysis of setup carryover and crossover on lot sizing problems. *International Journal of Production Research*, 58(20) :6350–6369, 2020.
- [8] Desiree M. Carvalho and Mariá C.V. Nascimento. Hybrid matheuristics to solve the integrated lot sizing and scheduling problem on parallel machines with sequence-dependent and non-triangular setup. *European Journal of Operational Research*, 296(1) :158–173, 2022.
- [9] J. Behnamian, S. M. T. Fatemi Ghomi, B. Karimi, and M. Fadaei Moludi. Capacitated lot-sizing and production sequence problem with setups complexity. *International Journal of Science and Technology*, 2022.
- [10] Logistics. <http://www.britannica.com/EBchecked/topic/346423/logistics>, 2025. Encyclopædia Britannica, consulté le 11 avril 2025.
- [11] Alfred S Eichner. The visible hand. the managerial revolution in american business. by alfred d. chandlerjr., cambridge, mass., harvard university press, 1977. pp. xvi+608. 18.50. *BusinessHistoryReview*, 52(1) : 98 – –101, 1978.

-
- [12] R Keith Oliver and Michael D Webber. Supply-chain management : logistics catches up with strategy. In *The roots of logistics*, pages 183–194. Springer, 2012.
- [13] Sunil Chopra and Peter Meindl. *Supply Chain Management : Strategy, Planning, and Operation*. Pearson Education, Harlow, United Kingdom, 7th edition, 2019.
- [14] Ronald H Ballou and Samir K Srivastava. *Business logistics/supply chain management : planning, organizing, and controlling the supply chain*. Pearson Education India, 2007.
- [15] William J Stevenson and William J Stevenson. *Operations management*, volume 11. McGraw-Hill/Irwin New York, 2021.
- [16] John T Mentzer, William DeWitt, James S Keebler, Soonhong Min, Nancy W Nix, Carlo D Smith, and Zach G Zacharia. Defining supply chain management. *Journal of Business logistics*, 22(2) :1–25, 2001.
- [17] Samuel Josien and Sophie Landrieux-Kartochian. *Management des entreprises*. Gualino, 2017.
- [18] Patrick Siarry. *Métaheuristiques*. Editions Eyrolles, 2014.
- [19] Martin Christopher. *Logistics and supply chain management : logistics & supply chain management*. Pearson UK, 2016.
- [20] Sunil Chopra and Peter Meindl. Strategy, planning, and operation. *Supply Chain Management*, 15(5) :71–85, 2001.
- [21] Hau L Lee et al. The triple-a supply chain. *Harvard business review*, 82(10) :102–113, 2004.
- [22] DR Kiran. *Production planning and control : A comprehensive approach*. Butterworth-heinemann, 2019.
- [23] Alain Courtois, Maurice Pillet, Chantal Martin-Bonnefous, and Pascal Bonnefous. *Gestion de production : Les fondamentaux et les bonnes pratiques*. Editions Eyrolles, 2020.
- [24] Jay Heizer, Barry Render, and Chuck Munson. *Operations management : Sustainability and supply chain management*. Pearson, 2020.
- [25] Nigel Slack and Alistair Brandon-Jones. *Operations and process management : principles and practice for strategic impact*. Pearson UK, 2018.
- [26] Ravi Ramya, Chandrasekharan Rajendran, Hans Ziegler, Sanjay Mohapatra, K Ganesh, et al. *Capacitated lot sizing problems in process industries*. Springer, 2019.
- [27] Pierre Médan, Anne Gratacap, and Olivier Labasse. *Logistique et supply chain management : intégration, collaboration et risques dans la chaîne logistique globale*. Dunod, 2008.
- [28] Thomas E. Vollmann, William L. Berry, David Clay Whybark, and F. Robert Jacobs. *Manufacturing Planning and Control for Supply Chain Management*. McGraw-Hill Education, New York, 5 edition, 2005.

-
- [29] F Robert Jacobs and Richard B Chase. *Operations and supply chain management*. McGraw-Hill, 2018.
- [30] Stephen Boyd. Convex optimization. *Cambridge UP*, 2004.
- [31] Jorge Nocedal and Stephen J Wright. Conjugate gradient methods. *Numerical optimization*, pages 101–134, 2006.
- [32] Laurence A Wolsey. *Integer programming*. John Wiley & Sons, 2020.
- [33] Mehdi Toloo, Siamak Talatahari, Amir H Gandomi, and Iman Rahimi. Multiobjective combinatorial optimization problems : Social, keywords, and journal maps. In *Multi-Objective Combinatorial Optimization Problems and Solution Methods*, pages 1–9. Elsevier, 2022.
- [34] Renato de Matta and Monique Guignard. Dynamic production scheduling for a process industry. *Operations Research*, 42(3) :492–503, 1994.
- [35] A. Garre, M. C. Ruiz, and E. Hontoria. Application of machine learning to support production planning of a food industry in the context of waste generation under uncertainty. *Operations Research Perspectives*, page 100147, 2020.
- [36] N. Tahraoui, L. Triqui-Sari, and M. Bennekrouf. Optimisation, planning and mutualisation of chicken production in a multi-supplier, multi-period, and multi-horizon poultry network : Case study. *International Journal of Operational Research*, 2024.
- [37] R. A. F. Jans and Z. Degraeve. An industrial extension of the discrete lot-sizing and scheduling problem. *IIE Transactions*, 36(1) :47–58, 2004.
- [38] S. Walton and R. Metters. Production planning by spreadsheet for a start-up firm. *Production Planning & Control*, 19(6) :556–566, 2008.
- [39] S. Das and A. Patnaik. Production planning in the apparel industry. *Garment Manufacturing Technology*, 2015.
- [40] J. Geršak. Planning and organisation of clothing production. pages 87–104. 2013.
- [41] A. Djama Maafa, L. Triqui Sari, and F. Belkaid. Multi-periods production planning for an industrial company. In *IEEE 13th International Colloquium of Logistics and Supply Chain Management (LOGISTIQUA)*, pages 1–5. IEEE, 2020.
- [42] A. Djama Maafa and L. Triqui Sari. Multi-item capacitated lot-sizing problem with parallel resources, setup times and costs : A case study. In *2022 2nd International Conference on Innovative Research in Applied Science, Engineering and Technology (IRASET)*, pages 1–5. IEEE, 2022.
- [43] E. Dos Santos-Meza, M. Oliveira dos Santos, and M. Nereu Arenales. A lot-sizing problem in an automated foundry. *European Journal of Operational Research*, 139(3) :490–500, 2002.
- [44] D. Gupta and T. Magnusson. The capacitated lot-sizing and scheduling problem with sequence-dependent setup costs and setup times. *Computers & Operations Research*, 32(4) :727–747, 2005.

-
- [45] A. Djama-Maafa and L. T. Sari. Multi-item capacitated lot-sizing problem with parallel resources, setups, backorders and overtime decisions. In *2023 International Conference on Decision Aid Sciences and Applications (DASA)*, pages 455–459. IEEE, 2023.
- [46] A. Dumoulin and C. Vercellis. Tactical models for hierarchical capacitated lot-sizing problems with setups and changeovers. *International Journal of Production Research*, 38(1) :51–67, 2000.
- [47] C. Silva and J. M. Magalhaes. Heuristic lot size scheduling on unrelated parallel machines with applications in the textile industry. *Computers & Industrial Engineering*, 50(1-2) :76–89, 2006.
- [48] F. Marinelli, M. E. Nenni, and A. Sforza. Capacitated lot sizing and scheduling with parallel machines and shared buffers : A case study in a packaging company. *Annals of Operations Research*, 150(1) :177–192, 2007.
- [49] V. L. Smith-Daniels and D. E. Smith-Daniels. A mixed integer programming model for lot sizing and sequencing packaging lines in the process industries. *IIE Transactions*, 18(3) :278–285, 1986.
- [50] A. I. Benfriha, L. Triqui-Sari, A. E. Bougloula, and M. Bennekrouf. Dynamic planning design of three level distribution network with horizontal and vertical exchange. *International Journal of Logistics Systems and Management*, 47(3) :295–326, 2024.
- [51] G. S. Dastidar and R. Nagi. Scheduling injection molding operations with multiple resource constraints and sequence dependent setup times and costs. *Computers & Operations Research*, 32(11) :2987–3005, 2005.
- [52] Jesica De Armas and Manuel Laguna. Parallel machine, capacitated lot-sizing and scheduling for the pipe-insulation industry. *International Journal of Production Research*, 58(3) :800–817, 2020.
- [53] B. Karimi, S. Fatemi Ghomi, and J. Wilson. The capacitated lot sizing problem : Review of models and algorithms. *Omega*, 31(5) :365–378, 2003.
- [54] R. Jans and Z. Degraeve. Modeling industrial lot sizing problems : A review. *International Journal of Production Research*, 46(6) :1619–1643, 2008.
- [55] Raf Jans and Zeger Degraeve. Meta-heuristics for dynamic lot sizing : A review and comparison of solution approaches. *European journal of operational research*, 177(3) :1855–1875, 2007.
- [56] Lisbeth Buschkühl, Florian Sahling, Stefan Helber, and Horst Tempelmeier. Dynamic capacitated lot-sizing problems : a classification and review of solution approaches. *Or Spectrum*, 32 :231–261, 2010.
- [57] Christoph H Glock, Eric H Grosse, and Jörg M Ries. The lot sizing problem : A tertiary study. *International Journal of Production Economics*, 155 :39–51, 2014.
- [58] C. Gicquel, M. Minoux, and Y. Dallery. Capacitated lot sizing models : A literature review. 2008.

-
- [59] D. Quadts and H. Kuhn. Capacitated lot-sizing with extensions : A review. *4OR*, 6(1) :61–83, 2008.
- [60] G. R. Bitran and H. H. Yanasse. Computational complexity of the capacitated lot size problem. *Management Science*, 28(10) :1174–1186, 1982.
- [61] M. Florian, J. K. Lenstra, and A. H. G. Rinnooy Kan. Deterministic production planning : Algorithms and complexity. *Management Science*, 26 :669–679, 1980.
- [62] M. S. Madan, C. H. Cheng, E. Yip, and J. Motwani. An improved heuristic for the capacitated lot-sizing problem. *International Journal of Operational Research*, 7(1) :90–108, 2010.
- [63] N. Absi, B. Detienne, and S. Dauzère-Péres. Heuristics for the multi-item capacitated lot-sizing problem with lost sales. *Computers & Operations Research*, 40(1) :264–272, 2012.
- [64] S. Prakaiwichien and V. Rungtunganun. Solving dynamic multi-product multi-level capacitated lot-sizing problems with modified part period balancing heuristics method. *International Journal of Applied Engineering Research*, 13(6) :3350–3360, 2018.
- [65] L. Özdamar, Ş. İ. Bilbil, and M.-C. Portmann. Technical note : New results for the capacitated lot sizing problem with overtime decisions and setup times. *Production Planning & Control*, 13(1) :2–10, 2010.
- [66] O. Alp and T. Tan. Tactical capacity management under capacity flexibility. *IIE Transactions*, 40(3) :221–237, 2008.
- [67] M. Diaby, H. C. Bahl, M. H. Karwan, and S. Zionts. A lagrangean relaxation approach for very-large-scale capacitated lot-sizing. *Management Science*, 38(9) :1329–1340, 1992.
- [68] M. Diaby, H. C. Bahl, M. H. Karwan, and S. Zionts. Capacitated lot-sizing and scheduling by lagrangean relaxation. *European Journal of Operational Research*, 59(3) :444–458, 1992.
- [69] D. Taş, M. Gendreau, O. Jabali, and R. Jans. A capacitated lot sizing problem with stochastic setup times and overtime. *European Journal of Operational Research*, 273(1) :146–159, 2019.
- [70] K. S. Hindi, K. Fleszar, and C. Charalambous. An effective heuristic for the clsp with set-up times. *Journal of the Operational Research Society*, 54(5) :490–498, 2003.
- [71] L. Özdamar and M. A. Bozyel. The capacitated lot sizing problem with overtime decisions and setup times. *IIE Transactions*, 32(11) :1043–1057, 2000.
- [72] Mohammad A.M. Abdel-Aal. A robust capacitated lot sizing problem with setup times and overtime decisions with backordering allowed under demand uncertainty. *IFAC-PapersOnLine*, 52(13) :589–594, 2019.
- [73] Talita M. P. Schmidt, Cassius T. Scarpin, Gustavo V. Loch, and Cleder M. Schenckemberg. A two-level lot sizing and scheduling problem applied to a cosmetic industry. *Computers & Chemical Engineering*, 163, 2022.

-
- [74] M. H. Bassett, P. Dave, F. J. Doyle, G. K. Kudva, J. F. Pekny, G. V. Reklaitis, S. Subrahmanyam, D. L. Miller, and M. G. Zentner. Perspectives on model-based integration of process operations. *Computers and Chemical Engineering*, 20 :821–844, 1996.
- [75] D. J. Garcia and F. You. Supply chain design and optimization : Challenges and opportunities. *Computers & Chemical Engineering*, 81 :153–170, 2015.
- [76] A. Drexler and A. Kimms. Lot sizing and scheduling - survey and extensions. *European Journal of Operational Research*, 99(2) :221–235, 1997.
- [77] X. Zhu and W. E. Wilhelm. Scheduling and lot sizing with sequence-dependent setup : A literature review. *IIE Transactions*, 38(11) :987–1007, 2006.
- [78] A. Clark, B. Almada-Lobo, and C. Almeder. Lot sizing and scheduling : Industrial extensions and research opportunities. *International Journal of Production Research*, 49(9) :2457–2461, 2011.
- [79] L. Guimarães, D. Klabjan, and B. Almada-Lobo. Modeling lot-sizing and scheduling problems with sequence dependent setups. *European Journal of Operational Research*, 239(3) :644–662, 2014.
- [80] K. Copil, M. Wörbelauer, H. Meyr, and H. Tempelmeier. Simultaneous lot sizing and scheduling problems : A classification and review of models. *OR Spectrum*, 39(1) :1–64, 2016.
- [81] C. T. Maravelias and C. Sung. Integration of production planning and scheduling : Overview, challenges and opportunities. *Computers and Chemical Engineering*, 33 :1919–1930, 2009.
- [82] E. Guzman, B. Andres, and R. Pöler. Models and algorithms for production planning, scheduling and sequencing problems : A holistic framework and a systematic review. *Journal of Industrial Information Integration*, page 100287, 2022.
- [83] C. Sung and C. T. Maravelias. A projection-based method for production planning of multiproduct facilities. *AIChE Journal*, 55 :2614–2630, 2009.
- [84] M. Erdirik-Dogan and I. E. Grossmann. Planning models for parallel batch reactors with sequence-dependent changeovers. *AIChE Journal*, 53 :2284–2300, 2007.
- [85] M. Erdirik-Dogan and I. E. Grossmann. Slot-based formulation for the short-term scheduling of multistage, multiproduct batch plants with sequence-dependent changeovers. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 47 :1159–1183, 2008.
- [86] X. Wan, J. F. Pekny, and G. V. Reklaitis. Simulation-based optimization with surrogate models—application to supply chain management. *Computers & Chemical Engineering*, 29 :1317, 2006.
- [87] H. S. Yan, Q. F. Xia, M. R. Zhu, X. L. Liu, and Z. M. Guo. Integrated production planning and scheduling on automobile assembly lines. *IIE Transactions*, 35 :711, 2003.
- [88] A. M. Blanco, G. Masini, N. Petracci, and J. A. Bandoni. Operations management of a packaging plant in the fruit industry. *Journal of Food Engineering*, 70 :299, 2005.

-
- [89] J. D. Kelly. Formulating production planning models. *Chemical Engineering Program*, 100 :43, 2004.
- [90] G. V. Reklaitis. Overview of planning and scheduling technologies. *Latin American Applied Research*, 30 :285, 2000.
- [91] G. Berning, M. Brandenburg, K. Gurov, J. S. Kussi, V. Mehta, and F. J. Tolle. Integrating collaborative planning and supply chain optimization for the chemical process industry. i. methodology. *Computers & Chemical Engineering*, 28 :913, 2004.
- [92] H. S. Yan and X. D. Zhang. A case study on integrated production planning and scheduling in a three-stage manufacturing system. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 4 :86, 2007.
- [93] J. D. Kelly and D. Zyngier. Hierarchical decomposition heuristic for scheduling : Coordinated reasoning for decentralized and distributed decision-making problems. *Computers & Chemical Engineering*, 32 :2684, 2008.
- [94] C. Chen and J. M. Pinto. Lagrangean-based techniques for the supply chain management of flexible process networks. *Computers & Chemical Engineering*, 32 :2505, 2008.
- [95] M. Mahdiah, A. Clark, and M. Bijari. A novel flexible model for lot sizing and scheduling with non-triangular, period overlapping and carryover setups in different machine configurations. *Flexible Services and Manufacturing Journal*, 30(4) :884–923, 2017.
- [96] D. J. Fiorotto, R. Jans, and S. A. de Araujo. An analysis of formulations for the capacitated lot sizing problem with setup crossover. *Computers & Industrial Engineering*, 2016.
- [97] J. Kang. Capacitated lot-sizing problem with sequence-dependent setup, setup carryover and setup crossover. *Processes*, 8(7) :785, 2020.
- [98] R. Ramya, C. Rajendran, and H. Ziegler. Capacitated lot-sizing problem with production carry-over and set-up splitting : Mathematical models. *International Journal of Production Research*, 54(8) :2332–2344, 2016.
- [99] C. Dillenberger, L. F. Escudero, A. Wollensak, and W. Zhan. On practical resource allocation for production planning and scheduling with period overlapping setups. *European Journal of Operational Research*, 75(2) :275–286, 1994.
- [100] M. Gopalakrishnan, D. M. Miller, and C. P. Schmidt. A framework for modelling setup carryover in the capacitated lot sizing problem. *International Journal of Production Research*, 33(7) :1973–1988, 1995.
- [101] M. Gopalakrishnan. A modified framework for modelling set-up carryover in the capacitated lot-sizing problem. *International Journal of Production Research*, 38(14) :3421–3424, 2000.
- [102] D. Quadt and H. Kuhn. Capacitated lot sizing and scheduling with parallel machines, back-orders, and setup carryover. *Naval Research Logistics*, 56(4) :366–384, 2009.

-
- [103] A. Menezes, B. Clark, and B. Almada-Lobo. Capacitated lot-sizing and scheduling with sequence-dependent, period-overlapping and non-triangular setups. *Journal of Scheduling*, 14(2) :209–219, 2010.
 - [104] S. Mohan, M. Gopalakrishnan, R. Marathe, and A. Rajan. A note on modelling the capacitated lot-sizing problem with set-up carryover and set-up splitting. *International Journal of Production Research*, 50(19) :5538–5543, 2012.
 - [105] M. A. F. Belo-Filho, B. Almada-Lobo, and F. M. B. Toledo. Models for capacitated lot-sizing problem with backlogging, setup carryover and crossover. *Journal of the Operational Research Society*, 65(11) :1735–1747, 2013.
 - [106] Y. Lee and K. Lee. New integer optimization models and an approximate dynamic programming algorithm for the lot-sizing and scheduling problem with sequence-dependent setups. *European Journal of Operational Research*, 302(1) :230–243, 2022.
 - [107] V. C. B. Camargo, F. M. Toledo, and B. Almada-Lobo. Three time-based scale formulations for the two-stage lot sizing and scheduling in process industries. *Journal of the Operational Research Society*, 63 :1613–1630, 2012.
 - [108] Christopher Suerie and Hartmut Stadtler. The capacitated lot-sizing problem with linked lot sizes. *Management Science*, 49(8) :1039–1054, 2003.
 - [109] J. Krarup and O. Bilde. Plant location, set covering and economic lot size : An $O(mn)$ -algorithm for structured problems. In *Numerische Methoden bei Optimierungsaufgaben Band 3 : Optimierung bei Graphentheoretischen und Ganzzahligen Problemen*, pages 155–180. 1977.
 - [110] R. JW. James and B. Almada-Lobo. Single and parallel machine capacitated lotsizing and scheduling : New iterative mip-based neighborhood search heuristics. *Computers & Operations Research*, 38(12) :1816–1825, 2011.
 - [111] International Energy Agency. Tracking industry 2021, 2021.
 - [112] Business Affairs. Iea forecast 4% growth in global electricity demand on robust economic growth, 2023.
 - [113] Green Forum. Global electricity demand to rise 4% annually through 2027, 2023.
 - [114] The Wall Street Journal. Rising temperatures drive surge in energy demand, iea says, 2023.
 - [115] Paolo Renna and Simone Materi. A literature review of energy efficiency and sustainability in manufacturing systems. *Applied Sciences*, 11(16) :7366, 2021.
 - [116] H Terbrack, T Claus, and F Herrmann. Energy-oriented production planning in industry : A systematic literature review and classification scheme. *Sustainability*, 13(23) :13317, 2021.
 - [117] G Mouzon, MB Yildirim, and J Twomey. Operational methods for minimization of energy consumption of manufacturing equipment. *International Journal of Production Research*, 45(18) :4247–4271, 2007.

-
- [118] L Bettoni and S Zanoni. Energy implications of production planning decisions. In *Advances in Production Management Systems. Value Networks : Innovation, Technologies, and Management*, pages 12–19. Springer, 2012.
 - [119] M Waldemarsson, H Lidestam, and M Rudberg. Including energy in supply chain planning at a pulp company. In *Proceedings of the Fourth International Conference on Applied Energy (ICAE2012)*, 2012.
 - [120] Linet Ozdamar and Sevket Ilker Birbil. A hierarchical planning system for energy intensive production environments. *International Journal of Production Economics*, 58(2) :115–129, 1999.
 - [121] O Masmoudi, A Yalaoui, Y Ouazene, and H Chehade. Lot-sizing in flow-shop with energy consideration for sustainable manufacturing systems. In *IFAC-PapersOnLine*, volume 48, pages 727–732, 2015.
 - [122] 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*, 55(6) :1640–1663, 2017.
 - [123] O Masmoudi, A Yalaoui, Y Ouazene, and H Chehade. Solving a capacitated flow-shop problem with minimizing total energy costs. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 90 :2655–2667, 2017.
 - [124] O Masmoudi, A Yalaoui, Y Ouazene, and H Chehade. Multi-item capacitated lot-sizing problem in a flow-shop system with energy consideration. *IFAC-PapersOnLine*, 49(12) :301–306, 2016.
 - [125] C Rapine, G Goisque, and A Akbalik. Energy-aware lot sizing problem : Complexity analysis and exact algorithms. *International Journal of Production Economics*, 203 :254–263, 2018.
 - [126] C Rapine, B Penz, C Gicquel, and A Akbalik. Capacity acquisition for the single-item lot sizing problem under energy constraints. *Omega*, 81 :112–122, 2018.
 - [127] Nacera Tahraoui, Lamia Sari-Triqui, and Mohammed Bennkrouf. A bi-objective optimization approach based on lp-metric method in broiler production network : a case study. In *E3S Web of Conferences*, volume 336, page 00025. EDP Sciences, 2022.
 - [128] Hichem Fellahi, Lamia Sari-Triqui, et al. The combination of a neh heuristic and an lp metric to solve a flow-shop scheduling problem taking into account energy consumption and production costs : a case study. In *E3S Web of Conferences*, volume 336, page 00028. EDP Sciences, 2022.
 - [129] Abdenmour Ilyas BENFRIHA, SARI-TRIQUI Lamia, Aïmed Eddine BOUGLOULA, and Mohamed BENNEKROUF. A new green cooperative approach for a multi-levels distribution network : real application. *Academic Journal of Manufacturing Engineering*, 21(3), 2023.

-
- [130] Mohamed Mounir Harrir and Lamia Sari-Triqui. Multiobjective optimization of a transportation problem in a closed loop supply chain : a case study. In *2022 14th International Colloquium of Logistics and Supply Chain Management (LOGISTIQUA)*, pages 1–7. IEEE, 2022.