

Table des matières

Introduction générale	9
0.1 Contexte général	9
0.2 Motivation	12
0.3 Contribution	12
1 Planification de désassemblage : État de l'art	15
1.1 Introduction	15
1.2 Processus de désassemblage	15
1.2.1 Planification de désassemblage	17
1.2.2 Équilibrage des lignes de désassemblage	18
1.2.3 Séquencement	19
1.2.4 Automatisation	19
1.2.5 Ergonomie	19
1.3 Lot-sizing en désassemblage	24
1.4 Optimisation stochastique	30
1.5 Programmation stochastique	34
1.5.1 Représentation de l'incertitude	34
1.5.2 Formulation stochastique	35
1.6 Discussions	39
1.6.1 Complexité	39
1.6.2 Perspectives de recherche	40
1.7 Conclusion	42
2 Planification de désassemblage multi-période et multi-niveau	44
2.1 Introduction	44
2.2 Description du problème	45
2.3 Formulation mathématique	48
2.4 Résultats numériques	52

2.4.1	Génération d'instances	52
2.4.2	Analyse de performance	53
2.4.3	Perspectives managériales	55
2.5	Conclusion	58
3	Planification de désassemblage mono-période sous incertitude des délais de remise à neuf	61
3.1	Introduction	61
3.2	Description du problème	62
3.3	Formulation mathématique	64
3.4	Approche de résolution	70
3.5	Résultats numériques	74
3.5.1	Exemple numérique	74
3.5.2	Tests de performance	76
3.6	Conclusion	79
4	Planification de désassemblage multi-période sous incertitude des délais de remise à neuf	81
4.1	Introduction	81
4.2	Description du problème	83
4.3	Formulation mathématique	84
4.4	Approches de résolution	88
4.4.1	Simulation Monte Carlo	88
4.4.2	Agrégation des scénarios	89
4.4.3	Simulation Monte Carlo et agrégation des scénarios (MC-AS)	94
4.4.4	Approximation moyenne par échantillonnage	95
4.5	Résultats numériques	97
4.5.1	Génération d'instances	97
4.5.2	Efficacité de l'approche d'agrégation des scénarios	99
4.5.3	Efficacité de l'agrégation des scénarios combinée avec l'échantillonnage des scénarios	103
4.6	Conclusion	108
	Conclusion générale et perspectives	110
	Travaux réalisés	114
	Bibliographie	116

Table des figures

1	Description schématique de la logistique inverse (Guide Jr et al., 1999)	10
1.1	Désassemblage d'un compas (Bentaha et al., 2014).	16
1.2	Désassemblage d'un piston-bielle (Bentaha, 2014).	16
1.3	Processus de désassemblage (Ilgin and Gupta, 2010)	18
1.4	Exemple de système de désassemblage.	21
1.5	Classification de la littérature.	25
1.6	Système de désassemblage à deux-niveau (Hrouga, 2016).	26
1.7	Système de désassemblage multi-niveau et un seul produit.	27
1.8	Systèmes de désassemblage avec composants en commun.	28
1.9	Optimisation stochastique.	32
1.10	Processus de décision dans la programmation stochastique multi-étape.	37
1.11	Arbre des scénarios (Quezada et al., 2020).	38
2.1	Système de désassemblage : exemple illustratif.	46
2.2	Impact de la capacité sur les quantités de désassemblage et d'approvisionnement.	57
2.3	Impact du temps de setup sur les quantités démontées.	58
2.4	Quantités désassemblées et quantités achetées selon différents scénarios de la valeur du ratio $(\frac{\alpha}{\beta})$.	59
3.1	Système de désassemblage à deux niveaux.	63
3.2	Processus de désassemblage sous incertitude des délais de remise à neuf.	64
3.3	Composition de l'espérance mathématique du coût total.	67
3.4	Front de Pareto de toutes les solutions possibles	76
3.5	Effet de la variation des délais sur l' <i>ECT</i> .	78
3.6	Variation maximale de l' <i>ECT</i> .	78
3.7	Effet de la variation du coût unitaire de rupture sur l' <i>ECT</i> .	79
4.1	Technique d'agrégation.	90

4.2	Convergence en moyenne.	104
-----	---------------------------------	-----

Liste des tableaux

1	Décisions dans un système logistique inverse (Godichaud, 2009).	11
1.1	Exemple de feuille de calcul (RMRP) : module B-D,E	22
1.2	Exemple de feuille de calcul (RMRP) : module A-B,C	23
1.3	Revue de la littérature (Slama et al., 2019a).	31
2.1	Notations.	49
2.2	Génération des paramètres.	53
2.3	Performances du PLMNE.	54
2.4	Temps de calcul du PLMNE.	56
2.5	Impact de la capacité de désassemblage sur les différents coûts.	57
2.6	Impact des coûts d’approvisionnement sur les différents coûts.	59
3.1	Notations.	65
3.2	Caractéristiques des données.	75
3.3	Distribution des probabilités des délais de remise à neuf.	75
3.4	Génération des données	76
3.5	Les distributions modifiées correspondant aux différents niveaux de VAR(a).	77
4.1	Notations.	84
4.2	Données pour chaque ensemble.	98
4.3	Caractéristiques des données (Kim and Xirouchakis, 2010)	98
4.4	Performance d’agrégation des scénarios.	100
4.5	Performance de l’agrégation des scénarios : sans croisement.	101
4.6	Performance de l’agrégation des scénarios : avec croisement.	102
4.7	Performance de la simulation Monte Carlo.	106
4.8	Écarts d’optimalité en moyenne.	107
4.9	Performance d’AME en moyenne.	108

Acronymes

LS : Lot-Sizing

LSD : Lot-Sizing en Désassemblage

ECT : Espérance du Coût Total

AME : Approximation Moyenne par Échantillonnage

PLMNE : Programme Linéaire Mixte en Nombres Entiers

MC : Monte Carlo

AS : Agrégation des Scénarios

MC-PLMNE : Monte Carlo-Programme Linéaire Mixte en Nombres Entiers

MC-AS : Monte Carlo-Agrégation des Scénarios

Introduction générale

0.1 Contexte général

Actuellement, de nombreux pays du monde s'efforcent à minimiser les déchets et à récupérer les ressources. Les gouvernements ont mis en place une série de réglementations environnementales relatives aux fabricants et aux fournisseurs des produits en fin de vie. La directive sur les déchets d'équipements électriques et électroniques (directive 2002/96/CE) constitue un bon exemple de mise en œuvre d'une politique de gestion de l'environnement (Wang and Huang, 2013). Les membres de l'union européenne ont été invités à mettre en place différents systèmes de retour des produits en fin de vie, de réduction des déchets et d'exécution des processus de récupération et de recyclage. Toutes ces actions visent à réduire la mise en décharge des déchets ou l'incinération d'équipements électroniques et électriques permettant de réduire les impacts environnementaux négatifs. Le processus de récupération des produits en fin de vie, appelé logistique inverse a comme tâches principales la collecte et le transport des produits utilisés.

Du côté économique, un bon réseau de logistique inverse permet aux entreprises d'enregistrer plus de bénéfices et d'améliorer sa compétitivité sur le marché (Seuring, 2013). En effet, la revalorisation et la récupération des produits utilisés imposées par les législations deviennent plus bénéfiques car elles permettent d'économiser des ressources naturelles et des coûts (Brach and Brusset, 2014). Elles représentent non seulement des gains économiques directs qui peuvent être obtenus par la revente des composants et la réutilisation des produits recyclés (Brito and Dekker, 2002) mais aussi des gains économiques indirects tels que l'amélioration de l'image de l'entreprise et l'augmentation de sa compétitivité sur le marché et la satisfaction des clients (Brach and Brusset, 2014). L'optimisation de processus de récupération nécessite une planification optimale, et en particulier une planification du processus de désassemblage.

Du côté environnemental, la logistique inverse est un processus par lequel une entreprise manufacturière gère le retour de ses produits des sites de consommation afin de les réutiliser et récupérer leur valeur résiduelle (Figure 1) dans le but de protéger l'environnement.

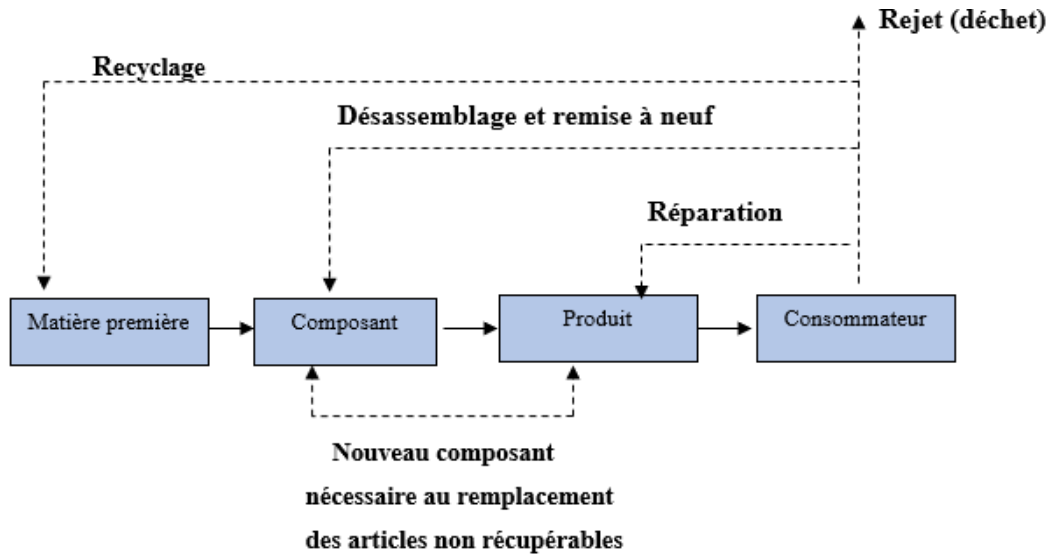


FIGURE 1 – Description schématique de la logistique inverse (Guide Jr et al., 1999)

Dans cette figure, le recyclage implique une récupération des matières premières sans conserver aucune structure du produit. Le désassemblage et la remise à neuf se veulent une partie importante de la logistique inverse. Le désassemblage peut être défini comme la séparation systématique d'un assemblage dans ses composants ou sous-ensembles permettant de séparer de manière sélective les pièces ou les matériaux souhaités (Gungor and Gupta, 1999). Les éléments critiques seront inspectés et les actions correctives qui s'imposent seront alors apportées, c'est-à-dire que le matériel défectueux sera reconditionné ou encore réparé. Concernant les activités de remise à neuf (reconditionnement), il s'agit de la transformation des pièces et de sous-ensembles en unités qui répondent à la même qualité ou à d'autres normes (Thierry et al., 1995). Il est indispensable de noter que les composants reconditionnés ne peuvent pas être vendus en tant qu'articles neufs car les standards de qualité sont habituellement moindres (Bennekrouf, 2014). L'approvisionnement des produits reconditionnés représente généralement une opportunité pour les consommateurs, car

leur état reste encore appréciable et leur coût est très souvent inférieur à ceux qui sont neufs. Finalement, la réparation signifie la restauration des produits défectueux en état de marche. Selon la condition du produit et de sa complexité, l'étape de la remise à neuf est relativement plus longue et difficile à achever que les activités de réparation.

Selon l'horizon du temps, les décisions en logistique inverse peuvent être classées en trois niveaux à savoir : stratégique, tactique et opérationnel (Brito and Dekker, 2002). Le niveau stratégique regroupe les décisions qui s'appliquent sur un horizon temporel de planification qui s'étend généralement entre 3 et 10 ans. Le niveau tactique regroupe les décisions qui s'appliquent sur un horizon à moyen terme de 1 à 2 ans. Finalement, le niveau opérationnel comprend les décisions prises sur un horizon à court terme (des opérations journalières). Le Tableau 1 résume les différentes activités liées à chaque décision.

TABLE 1 – Décisions dans un système logistique inverse (Godichaud, 2009).

Décisions stratégiques
Conception d'un réseau logistique inverse
Conception des produits
Sélection des ressources
Redistribution des retours
Définition des politiques d'acquisition/collecte
Décisions tactiques
Établissement du plan maître de désassemblage
Planification de désassemblage
Technologie de l'information
Décisions opérationnelles
Contrôle et ordonnancement du désassemblage
Gestion de l'information
Gestion des stocks

Cette thèse s'intéresse principalement au problème de planification de désassemblage. L'objectif de ce travail est de trouver un plan de désassemblage optimal permettant de répondre aux demandes des composants afin de satisfaire les clients et les livrer dans les dates souhaitées. La planification tactique de désassemblage comprend plusieurs paramètres à savoir : l'horizon de planification, les demandes en composants, la quantité des produits à désassembler, la quantité des composants en stock,

etc. D'autres paramètres tels que les coûts de configuration et de stockage doivent également être pris en considération.

0.2 Motivation

Notre projet de recherche propose de modéliser et d'optimiser le problème de planification de désassemblage qui représente l'un des principaux problèmes liés à la récupération du produit. Les motivations pour lancer une planification tactique de désassemblage sont très variées et multiples. A grande échelle, une planification optimale des opérations de désassemblage est nécessaire pour traiter efficacement un grand volume des produits à revaloriser. Elle vise également à organiser dans le temps une succession d'opérations afin de satisfaire les demandes en composants sur un horizon de planification fini. Les travaux qui sont présentés dans cette thèse, visent à apporter des éléments de réponses aux questions suivantes :

1. Quels éléments doivent être démontés ?
2. Combien et quand les désassembler ?

Prendre des décisions dans un environnement incertain est une tâche difficile pour de nombreux secteurs industriels. En effet, certains paramètres sont souvent considérés déterministes, alors qu'en réalité, ils sont intrinsèquement incertains. De nombreuses sources d'incertitudes liées à la demande et à la quantité et la qualité des éléments peuvent perturber le processus de désassemblage. Par exemple, une panne machine peut interrompre le processus de désassemblage et par la suite, les délais de remise à neuf des composants deviennent plus longs que prévu. Par conséquent, Ces incertitudes perturbent le niveau de stock, et ainsi, créer de la rupture et du stockage inutile. [Guide Jr \(2000\)](#) a indiqué que le temps moyen de désassemblage et de remise à neuf d'un produit recyclé typique peut varier entre 5,54 et 300 heures avec des coefficients de variation pouvant atteindre 5 heures. Dans ce cas, il est difficile de définir les délais nécessaires pour effectuer le processus de remise à neuf ou d'obtention des composants. Nous notons aussi que pour la majorité des industriels, un effort considérable est nécessaire pour paramétrer les délais planifiés afin de satisfaire la demande des clients avec les moindre coûts ([Guide Jr, 2000](#); [Kim et al., 2007](#)).

0.3 Contribution

Dans cette thèse, nous étudions les problèmes de planification de désassemblage et proposons des modèles et des approches d'optimisation. Le but est d'améliorer

l'efficacité du processus de désassemblage et/ou de remise à neuf afin de minimiser les effets des incertitudes.

Cette thèse est divisée en quatre chapitres comme suit :

- Le premier chapitre passe en revue la littérature existante relative au processus de désassemblage. Nous nous intéressons particulièrement à la résolution des problèmes de planification. Les travaux de la littérature ont été classés selon les caractéristiques des produits en fin de vie et les approches de résolution. Nous avons aussi mis l'accent sur l'aspect stochastique du problème.
- Le second chapitre décrit un modèle de planification de désassemblage multi-période dans un environnement certain. L'objectif est d'optimiser le plan de désassemblage qui maximise les ventes de composants et minimise les coûts liés au processus de désassemblage. Une résolution exacte à l'aide d'un programme linéaire mixte en nombres entiers est proposée.
- Le troisième chapitre est dédié à la planification de désassemblage mono-période et un seul type de produit tout en prenant en compte de l'incertitude des délais de remise à neuf des composants. Une modélisation analytique est développée et une résolution exacte à l'aide de la formulation de Newsboy est proposée.
- Le quatrième chapitre étudie la planification de désassemblage multi-période sous incertitude des délais de remise à neuf de chaque composant. Le croisement des ordres est autorisé. Un programme stochastique à deux étapes est développé pour formuler et résoudre de manière optimale le problème. Les réalisations possibles du processus stochastiques décrivant des paramètres incertains tout au long de l'horizon décisionnel sont représentés via un ensemble de scénarios. Quatre approches stochastiques sont développées pour résoudre le problème : (i) une approche de résolution intégrant la simulation Monte Carlo et la programmation stochastique, (ii) une approche d'agrégation des scénarios, (iii) une approche d'agrégation des scénarios intégrant la simulation Monte Carlo et (iv) une approche d'approximation moyenne par échantillonnage.

Toutes ces contributions pourront constituer les bases d'un outil d'aide à la décision pour la planification du désassemblage dans un environnement certain

et incertain. Les approches proposées dans cette thèse permettent aux décideurs : de planifier les opérations de désassemblage, d'évaluer les coûts liés au processus de désassemblage, et de gérer les incertitudes liées au délais de remise à neuf, etc.

La présente thèse se terminera par une conclusion générale et quelques suggestions des futures travaux de recherche.

Chapitre 1

Planification de désassemblage : État de l'art

1.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous nous intéressons à la problématique de planification du désassemblage des produits en fin de vie. Dans un premier temps nous présentons de nombreux paramètres faisant la différence entre le processus d'assemblage et celui de désassemblage. Par la suite, les travaux scientifiques traitant les problématiques liées au processus de désassemblage sont revus. Finalement, nous introduisons les concepts de base liés au problème de planification de désassemblage, et en particulier le problème de lot-sizing. Pour ce faire, nous présentons les caractéristiques d'un produit en fin de vie et les approches de résolution utilisées pour résoudre ce problème.

1.2 Processus de désassemblage

Dans la littérature scientifique, le processus de désassemblage a récemment attiré beaucoup d'attention en raison de son importance dans la récupération des produits ([Jovane et al., 1993](#)). Il permet la séparation sélective des pièces afin de récupérer des matériaux, isoler les substances dangereuses et séparer les éléments réutilisables. Il peut être partiel, c'est à dire le produit n'est pas complètement démonté, ou complet. Les Figures 1.1 et 1.2 illustrent un exemple d'un compas et d'un piston-bielle à désassembler. Le compas à démonter est composé de sept composants : (1) roue, (2) jambe gauche, (3) jambe droite, (4) vis de fixation gauche, (5) fil, (6) pointe et (7)

vis de fixation droite (Bentaha et al., 2014). Le piston-bielle illustré dans la Figure 1.2 peut être également démonté en 16 composants (Bentaha, 2014).

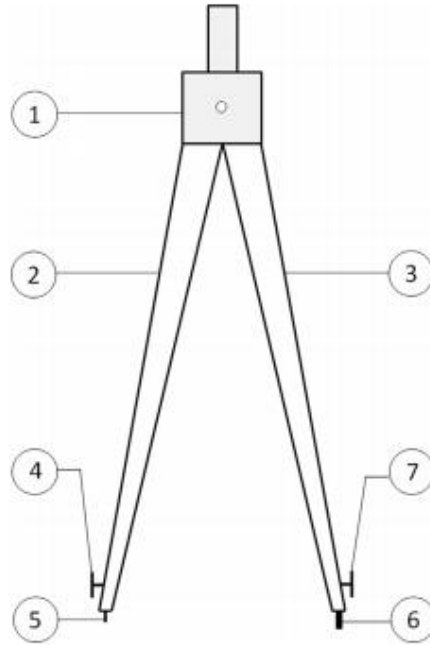


FIGURE 1.1 – Désassemblage d'un compas (Bentaha et al., 2014).

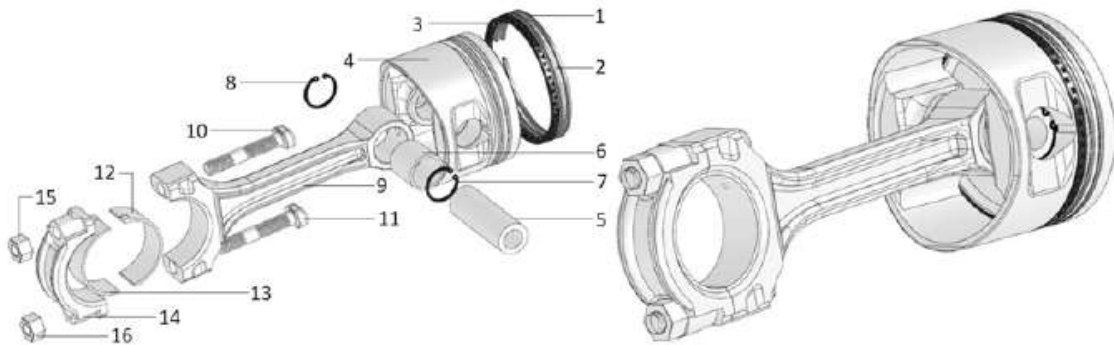


FIGURE 1.2 – Désassemblage d'un piston-bielle (Bentaha, 2014).

Tani and Güner (1996) ont indiqué que, par rapport au processus d’assemblage, le processus de désassemblage est caractérisé par des propriétés physiques et opérationnelles différentes et plus complexes. Dans ce qui suit, une comparaison technique et opérationnelle entre le processus d’assemblage et celui de désassemblage est présentée (Brennan et al., 1994; Gungor and Gupta, 1999).

1. Flux du processus

- Le processus de flux de désassemblage est divergeant où le produit en fin de vie peut se décomposer en plusieurs composants,
- Le processus de flux d’assemblage est plutôt convergeant où plusieurs composants convergent vers un seul produit.

2. Incertitude de qualité et quantité des composants

- Dans les systèmes de désassemblage, il existe une forte incertitude sur la quantité et la qualité des composants issus du processus de désassemblage.
- Dans les systèmes d’assemblage, la qualité et la quantité des composants sont connues avant le début du processus de l’assemblage.

3. Demande

- Demande multiple : dans les systèmes de désassemblage, la demande est située au niveau des composants et/ou des sous-ensembles.
- Demande unique : dans les systèmes d’assemblage, la demande est située au niveau de produit fini ou quelques pièces de rechange.

Dans la partie qui suit, nous nous intéressons aux problématiques liées au processus de désassemblage. Selon la classification présentée par Ilgin and Gupta (2010), le processus de désassemblage comprend cinq catégories (voir Figure 1.3) : la planification, l’équilibrage des lignes, le séquençement, l’ergonomie et l’automatisation des systèmes de désassemblage. Dans la Figure 1.3, la case grisée présente le positionnement de nos travaux par rapport aux catégories listées ci-dessus.

1.2.1 Planification de désassemblage

Deux classes de problèmes tournent autour de la planification de désassemblage : le désassemblage sur commande (*Disassembly-To-Order*, noté par *DTO*) et le lot-sizing (*Disassembly Lot-Sizing*, noté par *DLS*). Le problème de désassemblage sur commande cherche à déterminer la taille du lot de plusieurs types de produits en fin de vie à démonter pour satisfaire la demande en composants (voir par exemple

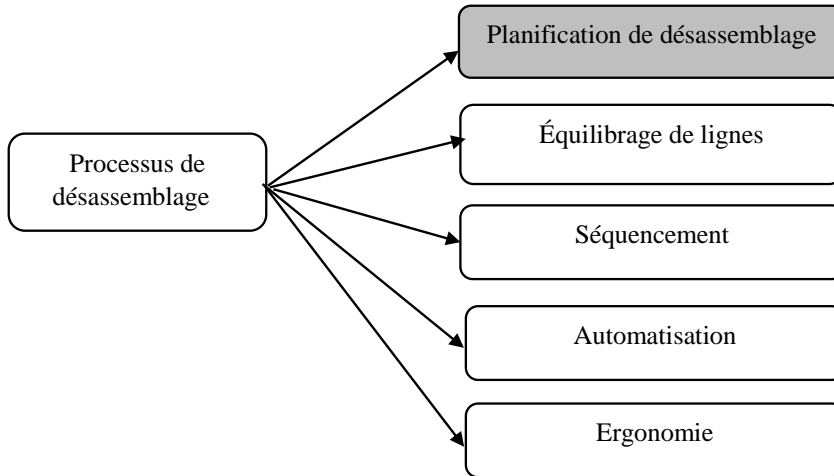


FIGURE 1.3 – Processus de désassemblage (Ilgin and Gupta, 2010)

Inderfurth and Langella (2006); Inderfurth et al. (2015); Kongar and Gupta (2006)). Alors que le problème de lot-sizing en désassemblage peut être considéré comme une version inversée du problème du lot-sizing pour les systèmes d’assemblage (Lee et al., 2002). Par ailleurs, pour une structure de désassemblage donnée, il faut chercher à planifier les types et les quantités des produits en fin de vie à démonter à chaque période de l’horizon de planification (voir par exemple Ji et al. (2016); Kim et al. (2006a, 2003); Piewthongngam et al. (2019); Prakash et al. (2012); Tian and Zhang (2019)). Notons que le problème du lot-sizing en désassemblage comprend le moment de l’opération de désassemblage, contrairement au problème de désassemblage sur commande qui cherche seulement à déterminer la quantité optimale des produits à désassembler (Suzanne et al., 2019).

1.2.2 Équilibrage des lignes de désassemblage

Le problème d’équilibrage des lignes de désassemblage concerne l’affectation des tâches de désassemblage à un ensemble de stations ordonnées tout (i) en respectant les contraintes de priorité de désassemblage et (ii) en minimisant à la fois le nombre de stations nécessaires et la variation des temps d’inactivité entre toutes les stations.

Pour plus de détails, voir par les travaux de [Battaïa and Dolgui \(2013\)](#); [Bentaha et al. \(2014, 2015a,b\)](#); [Edis \(2020\)](#); [Gao et al. \(2020\)](#); [Gungor and Gupta \(2001\)](#); [Güngör and Gupta \(2002\)](#); [He et al. \(2020, 2019\)](#); [Kalayci et al. \(2012, 2015\)](#); [Kucukkoc \(2020\)](#); [Laili et al. \(2020\)](#); [Liu et al. \(2020\)](#); [Metem et al. \(2016\)](#); [Riggs et al. \(2015\)](#); [Zheng et al. \(2018\)](#); [Zhu et al. \(2020\)](#).

1.2.3 Séquencement

Le problème de séquencement du processus de désassemblage se rapporte au problème de la détermination du meilleur ordre d'opérations dans la séparation d'un produit en parties constitutives ou d'autres groupements ([Efendigil et al., 2008](#); [Lambert and Gupta, 2008](#)). Dans la littérature, les auteurs cherchent souvent à maximiser le profit des composants ou des sous-ensemble récupérés ainsi qu'à minimiser les coûts liés au processus de désassemblage. Ce problème est largement étudié dans la littérature, voir par exemple les travaux de recherche développés dans [Dini et al. \(2001\)](#); [Efendigil et al. \(2008\)](#); [Gungor and Gupta \(1998\)](#); [Güngör and Gupta \(2001\)](#); [Han et al. \(2013\)](#); [Jeunet et al. \(2019\)](#); [Li et al. \(2018, 2019\)](#); [Liu et al. \(2020\)](#); [Ren et al. \(2020\)](#); [Tseng et al. \(2018, 2019\)](#); [Xu et al. \(2020\)](#); [Zhang and Zhang \(2010\)](#).

1.2.4 Automatisation

La majorité des installations de désassemblage existantes sont basées sur le travail manuel. Cependant, l'augmentation de la quantité des déchets électroniques et les coûts de main-d'œuvre obligent les entreprises à automatiser leurs processus de désassemblage ([Santochi et al., 2002](#)). C'est pourquoi, ces dernières années, les chercheurs ont étudié les différents aspects de l'automatisation de désassemblage [Chen et al. \(2020\)](#); [Çil et al. \(2020\)](#); [Duță and Filip \(2008\)](#); [Puente et al. \(2003\)](#); [Seliger et al. \(2002\)](#); [Vongbunyong et al. \(2015\)](#); [Weigl-Seitz et al. \(2006\)](#); [Yuan et al. \(2020\)](#).

1.2.5 Ergonomie

La nature manuelle des tâches de désassemblage nécessite la prise en compte de facteurs ergonomiques dans la conception des lignes de désassemblage ([Ilgin and Gupta, 2010](#)). Cependant, le nombre d'études sur l'ergonomie de désassemblage est très limité. Pour plus de détails, les lecteurs intéressés par cet aspect peuvent consulter ces études [Dawal et al. \(2013\)](#); [Dempsey et al. \(2010\)](#); [Marzano et al. \(2018\)](#);

Mateus et al. (2019); Youssif et al. (2011).

L'équilibrage des lignes de désassemblage et le séquençement sont les domaines les plus étudiés par les chercheurs. L'automatisation de désassemblage a également retenu l'attention des chercheurs ces dernières années. Bien qu'une partie importante des systèmes de désassemblage actuels repose sur le travail manuel, la recherche sur l'ergonomie de désassemblage n'est pas bien développée. Afin de minimiser les coûts générés par le processus de désassemblage, il est nécessaire de prévoir une planification et un contrôle appropriés pour le désassemblage. Dans cette thèse, nous nous concentrons sur le problème de planification de désassemblage en particulier le problème de lot-sizing.

Dans la littérature, certains auteurs utilisent des approches basées sur la planification inverse des besoins notamment le RMRP (*Reverse Material Requirements Planning*), alors que d'autres utilisent des techniques de modélisation mathématique et proposent des modèles de programmation linéaire en nombres entiers.

Définitions et terminologie de l'algorithme RMRP :

L'algorithme RMRP peut être appliqué à une structure de produit dans laquelle il existe une demande certaine en composants et un besoin de connaître le moment et le nombre de produits à démonter afin de répondre à cette demande. Cet algorithme suppose que les éléments dans la nomenclature de produit sont numérotés de manière consécutive de gauche à droite et de bas en haut, en commençant par le numéro un pour l'élément racine. L'algorithme fonctionne en traitant séquentiellement tous les modules dans un ordre décroissant, en commençant par celui dont les éléments qui ont le plus grand numéro d'éléments et vont vers le module de l'élément racine. Pour implémenter un algorithme RMRP, les paramètres ci-dessous doivent être pris en considération (Gupta and Taleb, 1994) :

- **Délai de désassemblage (L)** : c'est le temps écoulé entre la passation d'un ordre de désassemblage d'un composant donné et sa réception.
- **Module** : c'est une collection d'un élément parent et tous ses enfants. Il est référencé par l'élément parent, suivi d'un tiret, suivi des enfants séparés par des virgules. Dans l'exemple donné dans la Figure 1.4, le module supérieur droit est B-D, E.
- **Recettes programmées provenant de sources externes** : il s'agit des

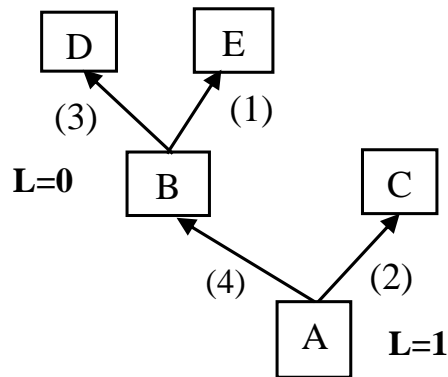


FIGURE 1.4 – Exemple de système de désassemblage.

éléments qui doivent provenir de sources extérieures et non d’une opération de désassemblage.

- **Rendement de désassemblage** : c’est le nombre d’éléments enfants obtenus en désassemblant une unité d’un élément parent (les valeurs entre parenthèse dans la Figure 1.4).
- **Besoins bruts** : c’est la demande en composants sur l’horizon de planification.
- **Besoins bruts démontés** : c’est la quantité des éléments parents à démonter pour satisfaire les besoins de tous les composants enfants. Cette valeur est déterminée en prenant le ratio maximum de besoin net pour chaque élément dans le module divisé par le rendement du parent. Puisque le besoin brut du parent doit être un nombre entier, le ratio est toujours arrondi.
- **Reçus planifiés de désassemblage** : il s’agit des éléments qui sont reçus, après un délai d’obtention, suite à un ordre de désassemblage passés dans des périodes précédentes.
- **En main avant le désassemblage** : il s’agit de l’inventaire en main avant de procéder au réglage pour les “reçus planifiés de désassemblage”.
- **En main après le désassemblage** : il s’agit des inventaires en main après avoir procédé au réglage des “reçus planifiés de désassemblage”.
- **Calendrier de désassemblage** : il s’agit de lancement des “besoins bruts démontés” en fonction du délai de désassemblage pour chaque élément parent.

Les tableaux 1.1 et 1.2 détaillent un exemple d'une feuille de calcul en appliquant l'algorithme RMRP lié à chaque module. Cet exemple est implémenté pour le système de désassemblage présenté dans la Figure 1.4.

TABLE 1.1 – Exemple de feuille de calcul (RMRP) : module B-D,E

<i>Module B-D,E</i>						
Période	0	1	2	3	4	5
<i>Composant E</i>						
Besoins bruts		15	65	0	36	120
Ressources externes		0	0	0	0	0
En main avant désassemblage		0	0	0	0	0
Besoins nets		15	62	0	36	120
<i>Composant D</i>						
Besoin bruts		55	0	45	20	0
Ressources externes		2	4	0	0	0
En main avant désassemblage		0	5	146	126	234
Besoins nets		53	0	0	0	0
<i>Composant B</i>						
Besoins bruts démontés		18	62	0	36	120
<i>Composant E</i>						
Reçus planifiés de désassemblage		18	62	0	36	120
En main après désassemblage	0	3	0	0	0	0
<i>Composant D</i>						
Reçus planifiés de désassemblage		54	186	0	108	360
En main après désassemblage	0	1	191	146	234	594
<i>Composant B</i>						
Calendrier de désassemblage (L=0)		18	62	0	36	120

A notre connaissance, [Gupta and Taleb \(1994\)](#) sont les premiers auteurs qui traitent un problème de planification de désassemblage. Ils considèrent le cas de base, c'est-à-dire un seul type de produit, avec un système de désassemblage multi-niveau. L'algorithme RMRP est proposé pour déterminer le nombre des produits à démonter afin de répondre à la demande en composants. Dans un document de suivi, [Taleb et al. \(1997a\)](#) étendent le cas de base proposé par [Gupta and Taleb \(1994\)](#) en considérant les composants communs et suggèrent un autre algorithme de type RMRP

TABLE 1.2 – Exemple de feuille de calcul (RMRP) : module A-B,C

<i>Module A-B,C</i>						
Période	0	1	2	3	4	5
<i>Composant C</i>						
Besoins bruts		7	59	83	0	0
Ressources externes		0	0	0	0	0
En main avant désassemblage		0	0	0	1	1
Besoin net		7	56	83	0	0
<i>Composant B</i>						
Besoins bruts		18	62	0	36	120
Ressources externes		0	0	6	0	2
En main avant désassemblage		0	0	58	190	72
Besoins nets		18	60	0	0	0
<i>Produit A</i>						
Besoins bruts démontés		5	28	42	0	0
<i>Composant C</i>						
Reçus planifiés de désassemblage		10	56	84	0	0
En main après désassemblage	0	3	0	1	1	1
<i>Composant B</i>						
Reçus planifiés de désassemblage		20	112	168	0	0
En main après désassemblage	0	2	52	226	190	72
<i>Produit A</i>						
Stock initial		0	0	0	0	0
Besoins nets		5	28	42	0	
Calendrier de désassemblage (L=1)	5	18	42	0	0	

dans le but de minimiser le nombre des produits à démonter. Par la suite, [Taleb et al. \(1997b\)](#) considèrent le cas de plusieurs types de produits avec des composants communs. Ils ont proposé deux algorithmes : (i) un algorithme de base (RMRP) afin de déterminer les besoins en éléments racines sur un horizon de planification fini et (ii) un algorithme d'allocation pour répartir les quantités désassemblées sur toutes les périodes de l'horizon de planification. Finalement, [Barba-Gutiérrez et al. \(2008\)](#) intègrent la prise en compte de la taille des lots dans l'algorithme proposé par [Gupta and Taleb \(1994\)](#). Les auteurs ont proposé un algorithme Lot-Sizing-RMRP (LS-RMRP) pour faciliter l'utilisation de l'algorithme RMRP. L'approche proposée

révèle qu'il n'existe pas une règle générale et optimale de taille des lots pour l'ensemble des structures des produits.

Dans la planification de désassemblage, cette approche permet de déterminer la date et la quantité des produits en fin de vie à désassembler. Toutefois, elle cherche seulement à satisfaire les demandes en composants sans la prise en considération de l'optimisation des différents coûts liés au processus de désassemblage. Cependant, l'optimisation de ces derniers est un élément important dans une entreprise. Pour minimiser ces coûts, plusieurs modèles ont été proposés pour formuler le problème sous forme d'un programme linéaire en nombres entiers connus comme des modèles de lot-sizing (Lee et al., 2002). Le coût total à optimiser est la somme des coûts liés à l'installation, le stockage, l'approvisionnement des produits, l'opération de désassemblage, etc. Dans la section suivante nous présentons une revue de la littérature des travaux existants restreint à cet axe de recherche.

1.3 Lot-sizing en désassemblage

Dans cette partie du travail, nous allons analyser les études traitant le problème de Lot-Sizing en Désassemblage (LSD). Ces travaux peuvent être classés selon plusieurs catégories comme il est présenté dans la Figure 1.5. Nous notons que les cases grisées caractérisent nos travaux de recherche. Dans ce qui suit, nous décrivons le problème étudié, ses caractéristiques, les indicateurs de performance à optimiser, et les approches de résolution.

(1) Caractéristiques du problème

✓ Type de produit en fin de vie

Les produits en fin de vie à démonter peuvent être : (i) de même type dont l'objectif est de déterminer la taille de lot optimale des produits à désassembler afin de satisfaire la demande de divers composants à partir d'un seul type des produits. La plupart des travaux LSD existants traitent ce type du problème (e.g., Gao and Chen, 2008; Gupta and Taleb, 1994; Kim et al., 2006a, 2009, 2005; Lee et al., 2004; Lee and Xirouchakis, 2004; Lee et al., 2002; Piewthongngam et al., 2019; Taleb et al., 1997a), ou (ii) de plusieurs types dont l'objectif est la détermination de la taille optimale des lots des produits à partir d'un mélange de différents types de produits (e.g., Ji et al., 2016; Kang et al., 2016; Kim et al., 2018a; Kim and Lee, 2011; Kim et al., 2003; Lee et al., 2004; Ullerich and Buscher, 2013).

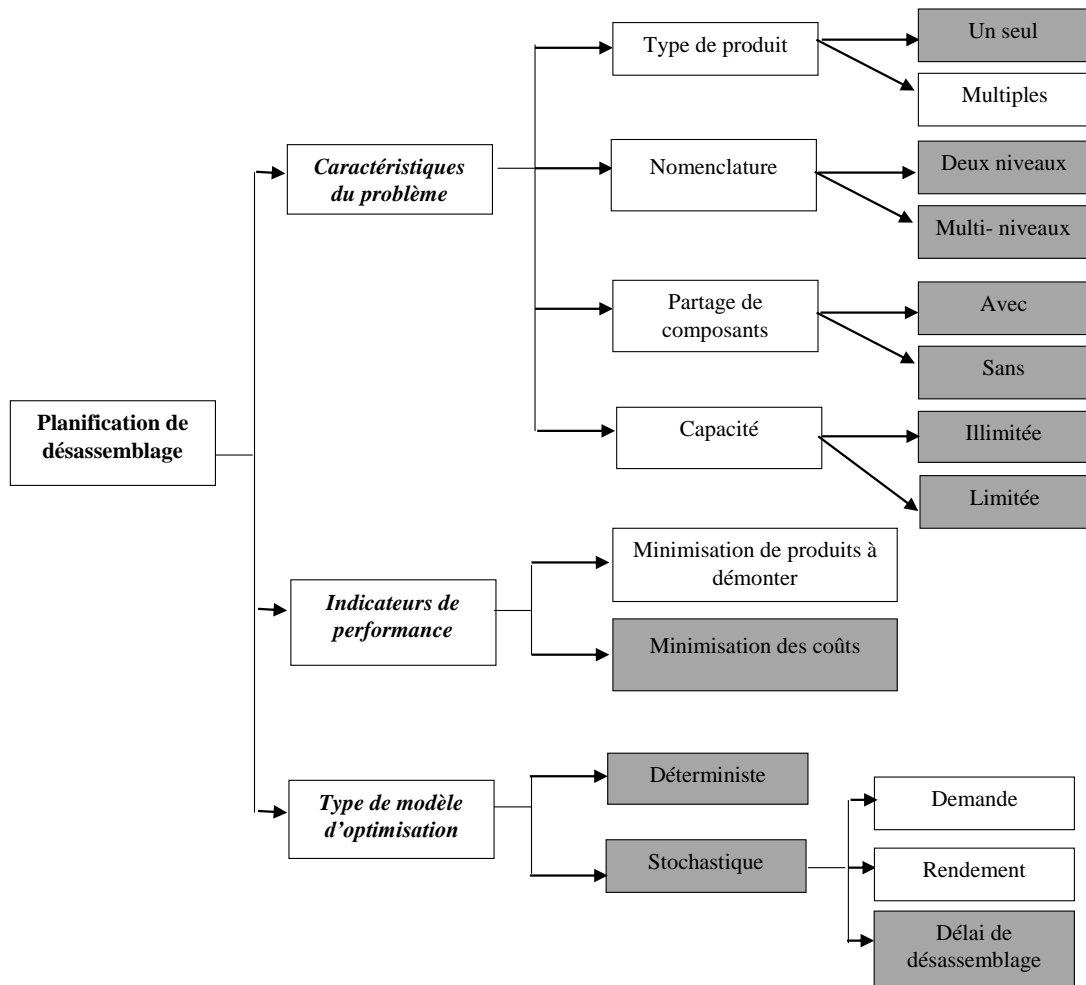


FIGURE 1.5 – Classification de la littérature.

✓ Nomenclature de produit en fin de vie

Pour modéliser un problème LSD, il est indispensable d'identifier la nomenclature ou la structure de produit à démonter. Dans la littérature, la plupart des études se focalisent sur deux types de nomenclatures : deux-niveau et multi-niveau.

(1) Nomenclature à deux-niveau : le problème de planification de désassemblage à deux-niveau est défini comme suit : *“Pour une structure de désassemblage à deux-niveau, l'objectif est de déterminer la quantité et le moment de désassemblage de l'élément racine, et la minimisation des coûts dédiés ”* (Kim et al., 2005).

Dans une nomenclature à deux-niveau, le premier niveau représente l'élément racine, c'est-à-dire le produit en fin de vie à démonter, tandis que le deuxième niveau représente les pièces démontées, c'est-à-dire les éléments à ne pas décomposer davantage. La Figure 1.6 représente la nomenclature d'un produit A à démonter. Ce produit forme le premier niveau. Les lettres B, C et D représentent les éléments démontés. Ces derniers forment le deuxième niveau. Le nombre entre parenthèse représente le rendement de désassemblage ou encore le nombre de composants obtenus par l'opération de désassemblage d'une unité de produit A. D'après l'exemple, le désassemblage de produit A permet d'obtenir un composant B, quatre composants C et trois composants D. Les demandes se situent au niveau des composants (B, C et D). Pour plus de détails sur les systèmes de désassemblage à deux-niveau, les lecteurs intéressés peuvent consulter ces études récentes : (e.g., [Godichaud and Amodéo, 2018, 2019](#); [Godichaud et al., 2015](#); [Ji et al., 2016](#); [Kim et al., 2008](#); [Kim and Xirouchakis, 2010](#); [Pour-Massahian-Tafti et al., 2020](#); [Slama et al., 2020b, 2019b](#)).

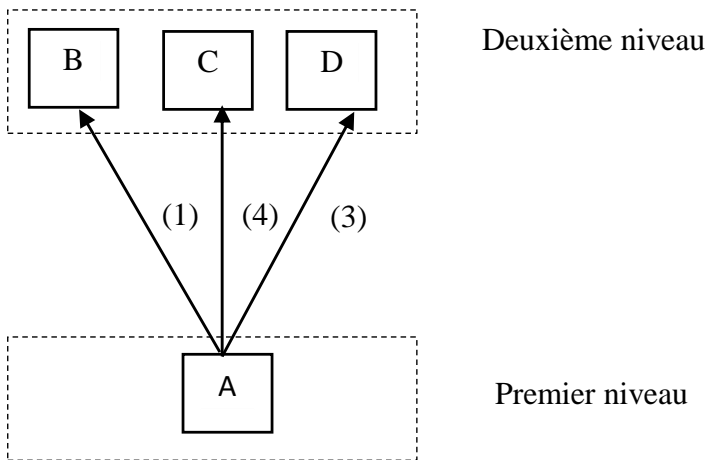


FIGURE 1.6 – Système de désassemblage à deux-niveau ([Hrouga, 2016](#)).

(2) Nomenclature à plusieurs niveaux : Comme le montre la Figure 1.7, dans un système de désassemblage multi-niveau, l'article 1 désigne l'élément racine qui forme le premier niveau. Les éléments 2 à 5 représentent les sous-ensembles qui

peuvent être encore démontés en pièces. Ils forment les niveaux intermédiaires. Les éléments 6 à 9 représentent les pièces à ne pas démonter. Ces éléments forment le dernier niveau. Ce type de nomenclature a été largement étudié dans la littérature : (e.g., Gao and Chen, 2008; Gupta and Taleb, 1994; Kim et al., 2006a, 2009, 2005; Lee et al., 2004; Lee and Xirouchakis, 2004; Lee et al., 2002; Piewthongngam et al., 2019; Prakash et al., 2012; Taleb et al., 1997a).

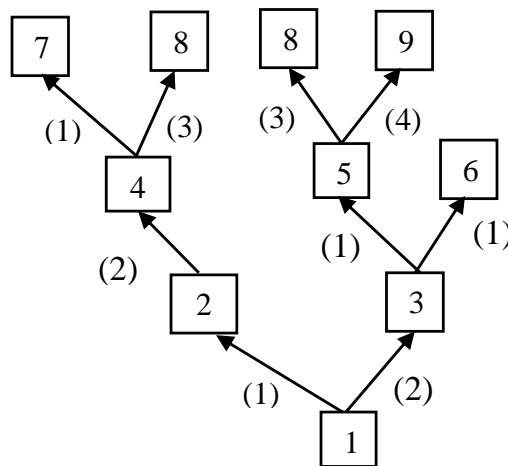
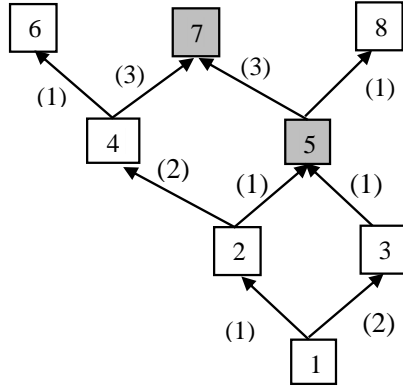


FIGURE 1.7 – Système de désassemblage multi-niveau et un seul produit.

✓ Partage des composants

La notion de communalité des composants implique qu'un produit ou un sous-ensemble partage ses pièces avec d'autres composants (les cases grisées dans la Figure 1.8). Le partage des pièces rend le problème plus complexe car il implique des dépendances entre différents composants (Taleb et al., 1997b). La littérature existante est scindée en deux parties, la première ne prend pas en considération le partage de composants : (e.g., Gao and Chen, 2008; Gupta and Taleb, 1994; Kim et al., 2006a, 2009, 2005; Lee et al., 2004; Lee and Xirouchakis, 2004; Lee et al., 2002; Slama et al., 2020b, 2019b; Taleb et al., 1997a), et la deuxième le considère : (e.g., Ji et al., 2016; Kang et al., 2016; Kim and Lee, 2011; Kim et al., 2003; Lee et al., 2004; Neuendorf et al., 2001; Piewthongngam et al., 2019; Prakash et al., 2012; Taleb et al., 1997b; Ullerich and Buscher, 2013).

(a) Un seul type de produit (Slama et al., 2020a)



(b) Plusieurs types de produits à démonter

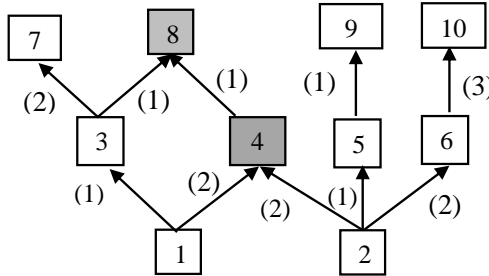


FIGURE 1.8 – Systèmes de désassemblage avec composants en commun.

✓ Capacité de désassemblage

La limitation de la capacité de désassemblage dans une période est envisagée sous la forme d'une limite à affecter à cette période. Autrement dit, il existe une limite supérieure du temps disponible à chaque période de l'horizon de planification. Globalement, les modèles de lot-sizing en désassemblage peuvent être divisés en modèles avec capacité de temps de désassemblage infinie : (e.g., Barba-Gutiérrez et al., 2008; Gao and Chen, 2008; Gupta and Taleb, 1994; Kang et al., 2016; Kim and Lee, 2011;

Kim et al., 2006b, 2008, 2009; Neuendorf et al., 2001; Taleb et al., 1997a,b) et en modèles où la capacité de désassemblage est limitée : (e.g., Ji et al., 2016; Kim and Xirouchakis, 2010; Lee et al., 2002; Liu and Zhang, 2018).

Dans les travaux de cette thèse, la capacité de désassemblage est supposée limitée. Pour positionner nos recherches dans la littérature existante, nous passons en revue les articles les plus pertinents sur le problème LSD qui tiennent en compte la restriction de la capacité de désassemblage. Ces travaux sont classés par type de produit.

Pour un système de désassemblage avec un seul type de produit, la première étude avec limitation de la capacité est présentée par Lee et al. (2002). Les auteurs ont proposé un modèle de programmation linéaire en nombres entiers (PLNE) qui minimise les coûts de stockage des composants, les coûts liés aux opérations de désassemblage et les coûts d’approvisionnement en produit en fin de vie. Une année plus tard, Kim et al. (2003) ont proposé un modèle pour minimiser le nombre de produits en fin de vie à démonter. Les auteurs ont prouvé que la solution optimale est la même que celle trouvée dans un problème sans capacité. Par la suite, Kim et al. (2006a) ont étendu le modèle proposé par Lee et al. (2002) en ajoutant les coûts de setup fixes générés une fois que l’opération de désassemblage est lancée. Les auteurs ont proposé une heuristique Lagrangienne pour résoudre les problèmes de grandes tailles.

Pour un système de désassemblage à plusieurs types de produits en fin de vie, Ullerich and Buscher (2013) ont présenté un PLNE pour étudier le cas d’une nomenclature à deux-niveau avec des composants en communs. Cependant, leur modèle a ignoré le coût de setup, qui est un paramètre essentiel dans le problème de lot-sizing. Par la suite, Ji et al. (2016) ont étendu le travail de Ullerich and Buscher (2013) en introduisant à la fois les coûts de setup et de démarrage des machines. Ils ont proposé une heuristique efficace pour résoudre le problème. Récemment, Tian and Zhang (2019) ont étudié le problème LSD et la tarification des produits en fin de vie. Le problème a été optimisé par un algorithme de colonie de fourmis afin de déterminer le meilleur prix d’achat de l’élément racine et le meilleur plan de désassemblage.

(2) Indicateurs de performance

Le problème LSD est un problème de planification des opérations de désassemblage sur un horizon de planification donné. Plusieurs indicateurs de performance (IP) ont été considérés dans la littérature scientifique (voir Tableau 1.3). Parmi ces indicateurs, la plupart des études se focalisent sur la minimisation de coût de sto-

ckage des composants qui est spécifique aux composants démontés et se produit lorsque ces derniers sont stockés afin de satisfaire une demande future, le coût de désassemblage qu'est proportionnel au temps de travail ou au temps de traitement de la machine requis pour l'opération de désassemblage correspondante, ou encore le coût de configuration (setup ou installation) qui se réalise si au moins une opération de désassemblage doit être effectuée pendant une période donnée. Le coût de configuration est important dans le processus de désassemblage car la plupart des opérations de désassemblage sont effectuées manuellement. Nous soulignons que très peu d'études visent à minimiser le nombre des produits à démonter : [Gupta and Taleb \(1994\)](#); [Neuendorf et al. \(2001\)](#); [Taleb et al. \(1997a\)](#).

(3) Type de modèle d'optimisation

Les problèmes de planification de désassemblage sont formulés en modèles déterministes ou stochastiques en intégrant des facteurs aléatoires. Dans la littérature scientifique, la plupart des travaux se focalisent sur le développement de méthodes efficaces et efficientes pour résoudre des problèmes déterministes. Ceci est expliqué par le fait que l'incertitude est complexe ([Inderfurth et al., 2015](#); [Kongar and Gupta, 2006](#)). Le Tableau 1.3 résume la littérature scientifique du problème de planification de désassemblage pour les cas déterministe et stochastique.

Dans la sous section suivante, nous nous intéressons plus particulièrement aux travaux dédiés à la planification du désassemblage des produits en fin de vie sous incertitude.

1.4 Optimisation stochastique

Les modèles stochastiques sont souvent utilisés pour étudier les problèmes de désassemblage dans un environnement incertain. Parmi les sources d'incertitude étudiées dans la littérature, nous pouvons trouver l'incertitude des demandes des clients en composants et l'incertitude des rendements issus de l'opération de désassemblage. Le rendement aléatoire se produit lorsque la différence entre les quantités d'articles lancées et celles obtenues après le désassemblage n'est pas connue ([Slama et al., 2020c](#)).

Plusieurs méthodes ont été développées dans la littérature pour tenir compte de l'effet d'incertitude dans les problèmes d'optimisation. D'après [Sahinidis \(2004\)](#),

TABLE 1.3 – Revue de la littérature (Slama et al., 2019a).

(a) Approche déterministe.

Auteurs	IP	Résolution	Niveau		Cap	CC
			D	M		
Gupta and Taleb (1994)	$Min(NP)$	R-MRP		✓		
Taleb et al. (1997b)	$Min(NP)$	R-MRP		✓		
Taleb et al. (1997a)	$Min(NP, d_c)$	heuristiques		✓		
Neuendorf et al. (2001)	$Min(NP)$	Réseau de pétri		✓		
Lee et al. (2002)	$Min(P_c, h_c, d_c)$	PL		✓	✓	
Kim et al. (2003)	$Min(S_c, h_c, d_c)$	PL		✓	✓	
Lee et al. (2004)	$Min(S_c, P_c, h_c, d_c)$	PL		✓		✓
Lee and Xirouchakis (2004)	$Min(S_c, P_c, h_c, d_c)$	Heuristique		✓		✓
Kim et al. (2005)	$Min(NP)$	PD		✓	✓	
Kim et al. (2006b)	$Min(S_c, h_c, d_c)$	Heuristique		✓	✓	
Kim et al. (2006a)	$Min(S_c, h_c, d_c)$	HL		✓	✓	
Kim et al. (2008)	$Min(S_c, h_c)$	PD	✓			
Gao and Chen (2008)	$Min(S_c, h_c, d_c)$	AG		✓		
Barba-Gutiérrez et al. (2008)	$Min(S_c, h_c, d_c)$	LS-RMRP		✓		
Kim et al. (2009)	$Min(S_c, h_c)$	BB		✓	✓	
Kim and Lee (2011)	$Min(S_c, h_c, d_c)$	Heuristique		✓		
Prakash et al. (2012)	$Min(h_c, d_c, P_c, S_c)$	CBSA		✓		✓
Ullerich and Buscher (2013)	$Min(h_c, d_c, P_c)$	Heuristique	✓			✓
Ji et al. (2016)	$Min(S_c, h_c, d_c, Z_c, C_c)$	HL	✓			✓
Godichaud et al. (2015)	$Min(S_c, h_c, L_c, O_c)$	AG	✓		✓	
Tian and Zhang (2019)	$Min(S_c, P_c, h_c, W_c)$	ACF	✓			
Kim et al. (2018a)	$Min(S_c, h_c, d_c)$	Heuristique		✓		
Godichaud and Amodeo (2018)	$Min(d_c, h_c, W_c, L_c)$	Modèle économique	✓			
Piewthongngam et al. (2019)	$Min(S_c, h_c, d_c, Z_c)$	PLNE		✓		✓
Godichaud and Amodeo (2019)	$Min(d_c, h_c, W_c, L_c)$	Modèle économique		✓		
Pour-Massahian-Tafti et al. (2020)	Max profit	Modèle économique	✓			

(b) Approche stochastique.

Auteurs	IP	Résolution	Incertitude	
			Rendement	Demande
Barba-Gutiérrez and Adenso-Díaz (2009)	$Min(NP)$	F-RMRP		✓
Kim and Xirouchakis (2010)	$Min(S_c, h_c, L_c)$	HL		✓
Wang and Huang (2013)	$Min(h_c, d_c, Z_c, C_c)$	HL		✓
Fang et al. (2017)	$Min(h_c, d_c, S_c, P_c)$	HL		✓
Liu and Zhang (2018)	$Min(S_c, h_c, P_c)$	Algorithme d'approximation	✓	✓
Quezada et al. (2020)	$Min(h_c, d_c, S_c, P_c)$	heuristique		✓

Cap : capacité, CC : composants communs, NP : nombre de produits à désassembler, S_c : coût de setup, P_c : coût d'achat des produits, h_c : coût de stock, d_c : coût de l'opération de désassemblage, Z_c : coût d'achat des composants, W_c : coût de rejet, C_c : coût de démarrage, L_c : coût de vente perdue, O_c : coût de surcharge des opérations, A_c : coût de rupture, PD : programmation dynamique, HL : heuristique Lagrangienne.

l'optimisation stochastique peut être classée en trois grandes catégories : la logique floue, l'approche robuste et la programmation stochastique (voir Figure 1.9 où les rectangles gris indiquent les aspects considérés dans cette thèse).

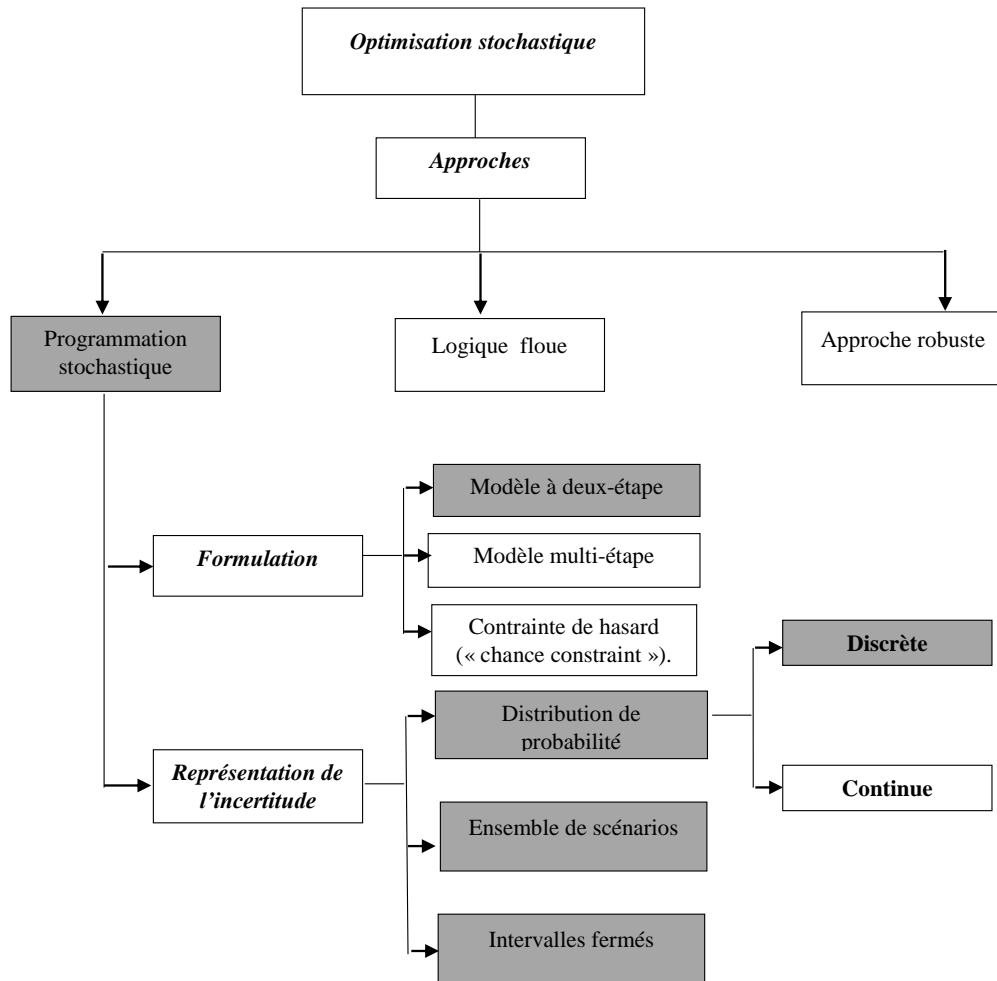


FIGURE 1.9 – Optimisation stochastique.

(1) **La logique floue** est une méthode intuitive pour modéliser l'incertitude. Elle utilise des nombres flous représentant des paramètres incertains pour transformer approximativement les problèmes incertains en problèmes déterministes. Les nombres flous peuvent être estimés en se basant d'une évaluation d'experts et/ou des

données historiques (Ezzati et al., 2015; Özceylan and Paksoy, 2014). L'inconvénient de cette théorie est que les modèles basés sur des nombres flous multiplient le nombre de variables et de contraintes. Cela peut augmenter considérablement le temps de calcul pour résoudre les problèmes déterministes transformés.

Dans la littérature scientifique, consacrée au problème de planification de désassemblage, il existe un seul travail de Barba-Gutiérrez and Adenso-Díaz (2009) qui introduit l'approche de la logique floue afin de modéliser l'incertitude des demandes des composants. Les auteurs déterminent les besoins de chaque période. Leur approche RMRP floue (F-RMRP) semble être plus performante que l'algorithme RMRP traditionnel avec un niveau de stockage réduit. L'avantage du F-RMRP est dû à l'opportunité de cette approche d'incorporer des données historiques supplémentaires et/ou des connaissances subjectives dans la procédure.

(2) L'approche robuste suppose que seul l'intervalle du paramètre incertain est connu. L'idée principale est de construire une solution réalisable pour toute réalisation de l'incertitude (Gorissen et al., 2015). L'inconvénient d'une optimisation robuste est que les solutions robustes peuvent être trop conservatrices, ce qui entraîne un grand écart entre les solutions robustes trop conservatrices et la solution optimale. Dans cette catégorie, on peut citer le travail de Wang and Huang (2013) qui a considéré une planification de désassemblage avec une demande en composant stochastique dans une chaîne d'approvisionnement en boucle fermée. Les auteurs ont proposé un modèle robuste en deux-étape basé sur des scénarios. Le modèle développé propose un bon compromis entre le coût total et la robustesse de la solution.

(3) Programmation stochastique : dans cette approche, les paramètres incertains peuvent être représentés par des scénarios aléatoires avec des distributions de probabilité connues (discrètes ou continues). Dans certains cas, seules des informations partielles sur des paramètres incertains sont accessibles. D'innombrables travaux existants montrent que la formulation de modèles de programmation stochastiques et leur transformation en modèles déterministes sont des clés pour résoudre efficacement les problèmes stochastiques. Concernant la résolution de problème LSD par l'approche stochastique, nous pouvons citer les travaux de Fang et al. (2017); Kim and Xirouchakis (2010); Liu and Zhang (2018); Quezada et al. (2020). Ces travaux vont être expliqués en détails dans la partie suivante.

Vis-à-vis des méthodes d'optimisation sous incertitude que nous venons de présenter, nous faisons le choix d'utiliser la programmation stochastique pour résoudre

le problème LSD incertain. Dans la section suivante, nous rappelons les principes de la programmation stochastique et les méthodes de résolution associées.

1.5 Programmation stochastique

1.5.1 Représentation de l'incertitude

La représentation de l'incertitude est un élément fondamental dans la prise de décision sous incertitude pour appliquer l'approche de programmation stochastique. Dans cette approche, nous utilisons souvent une des trois méthodes suivantes :

(1) Modélisation basée sur des scénarios aléatoires : cette approche représente les paramètres aléatoires sous forme d'un ensemble des scénarios. Chaque scénario représente une réalisation d'une variable aléatoire. Dans le cas d'optimisation du coût, l'objectif est d'approximer l'espérance mathématique par une moyenne. Cette approche permet de fournir un moyen simple et efficace pour intégrer implicitement l'incertitude dans la modélisation mathématique. Le principal inconvénient de cette technique est que le nombre de scénarios augmente d'une façon rapide avec l'augmentation du nombre de paramètres incertains ce qui engendre l'augmentation exponentielle de la complexité du problème. A notre connaissance, deux études utilisent ce type de modélisation afin de résoudre le problème étudié [Fang et al. \(2017\)](#) et [Quezada et al. \(2020\)](#). Les auteurs utilisent cette approche pour modéliser l'incertitude sur la demande en fonction des données historiques.

Nous rappelons trois méthodes de résolutions utilisées qui dépendent de scénarios aléatoires, tels que l'approche de résolution d'Approximation Moyenne par Échantillonnage (AME) (*en anglais* : *Sample Average Approximation* (SAA)), la méthode de scénarios conditionnels et la méthode "L-shaped". A notre connaissance, aucune de ces méthodes n'a encore été utilisée dans l'étude du problème LSD.

(2) Modélisation basée sur des distributions de probabilité : cette méthode a été largement utilisée pour résoudre les problèmes d'optimisation stochastique. L'idée principale est d'utiliser les propriétés des distributions de probabilité connues pour transformer approximativement les modèles stochastiques en modèles déterministes. Par la suite, les modèles déterministes transformés sont résolus de manière optimale par des solveurs exacts ou en utilisant des approches d'optimisation déterministes bien connues. Une prémisses fondamentale de cette méthode est que les paramètres caractérisant doivent être bien estimés. Cependant, les distributions de

probabilités des paramètres obtenues peuvent ne pas être fiable si l’environnement du désassemblage est très variables dans le temps, ou si peu de données historiques sont disponibles.

Peu de recherches antérieures sur le problème de LSD utilisent ce type de modélisation. Nous n’avons trouvé que deux papiers qui correspondaient à cette catégorie [Kim and Xirouchakis \(2010\)](#) et [Liu and Zhang \(2018\)](#). Ces derniers se limitent aux systèmes de désassemblage à deux-niveau et plusieurs types de produit. Dans le travail de [Kim and Xirouchakis \(2010\)](#), les auteurs ont traité l’incertitude de la demande en composants. Cette demande a été distribuée selon la loi normale. Une heuristique de relaxation Lagrangienne efficace pour réduire le coût de stockage, de setup et des pénalités des demandes non satisfaites a été développée. Le deuxième papier proposé par [Liu and Zhang \(2018\)](#) utilisent simultanément les valeurs maximale et minimale d’une distribution à la fois uniforme (pour les demandes) et normale (pour les rendements de désassemblage stochastiques) dans le but de résoudre le problème.

(3) Modélisation basée sur des intervalles fermés : cette approche suppose que la variable stochastique appartient à un intervalle $[A^-, A^+]$ tels que $A^- < A^+$ avec A^- et $A^+ \in \mathbb{R}_+^*$ ou \mathbb{N}_+^* . Les valeurs A^- et A^+ représentent respectivement, la valeur minimale et maximale de la variable stochastique. Une distribution de probabilité est associée à chaque valeur dans l’intervalle. Cependant, au meilleur de nos connaissances, aucune étude utilise cette technique de présentation de l’incertitude pour résoudre le problème LSD.

1.5.2 Formulation stochastique

(1) La programmation stochastique à deux-étape

Dans cette approche, les variables de décision du problème d’optimisation sont réparties en deux-étape. Les variables de la première étape correspondent aux décisions ‘here-and-now’ ou les décisions structurels qui doivent être prises avant la révélation de l’incertitude. Par la suite, les décisions ‘wait-and-see’ ou les décisions de contrôle de la deuxième étape sont prises sur la base des décisions déjà définies dans la première étape après la révélation des événements aléatoires ([Birge and Louveaux, 2011](#)). Par conséquent, la fonction objectif à optimiser est calculée en se basant sur les variables de la première étape et celles de recours de la deuxième étape.

Soit x et $y(\omega, x)$ (ou $y(\omega)$) respectivement, les vecteurs de décision de la première

et la deuxième étape respectivement, et ω désigne une réalisation d'un événement à partir de l'ensemble de scénarios Ω .

La forme générale du modèle basée sur la programmation stochastique en deux-étape peut être exprimée comme suit :

$$\begin{aligned}
 \min z &= c^T x + \mathbb{E}_\varepsilon [\min q(\omega)^T y(\omega, x)] & (1.1) \\
 \text{s.t. :} & Ax = b \\
 & T(\omega)x + Wy(\omega) = h(\omega) \\
 & x \geq 0, y(\omega) \geq 0
 \end{aligned}$$

où c et A désignent respectivement, le vecteur des coefficients du coût et la matrice des coefficients de la première étape d'optimisation. b représente le vecteur du côté droit correspondant. q est le vecteur de coefficients du coût de recours liés à la seconde étape d'optimisation. W est la matrice des coefficients de la deuxième étape de recours alors que $h(\omega)$ représente son vecteur du côté droit. $T(\omega)$ est la matrice qui relie les deux phases entre elles. Les matrices $T(\omega)$ et W sont appelées respectivement, une matrice technologique et une matrice de recours. De plus, \mathbb{E}_ε représente l'espérance mathématique.

(2) La programmation stochastique multi-étape

Cette approche est une extension de la formulation stochastique en deux-étape. La principale différence entre ces deux formulations est que les variables de décision dans cette approche permettent de réviser et de mettre à jour le plan de désassemblage au fur à mesure que le temps avance (Birge and Louveaux, 2011). En outre, l'approche de programmation stochastique à plusieurs étapes a été proposée pour traiter le problème d'optimisation multi-période (Felfel et al., 2018). En effet, les étapes correspondent à des périodes dans l'horizon de planification peuvent inclure une période ou plus. La relation entre les variables de décisions et les réalisations des données aléatoires est illustrée dans la Figure 1.10.

L'évolution des incertitudes est représentée à l'aide d'un arbre de scénarios (voir Figure 1.11) qui est formé de nombreux nœuds et arcs à chaque étape. Les différents nœuds sont utilisés pour représenter les paramètres stochastiques et les arcs désignent les scénarios d'étape suivante. Chaque arc de l'arbre du scénario est associé à une probabilité. Concernant la littérature scientifique pour résoudre le problème de type LSD, nous trouvons que les travaux proposés par Fang et al. (2017) et Quezada et al.

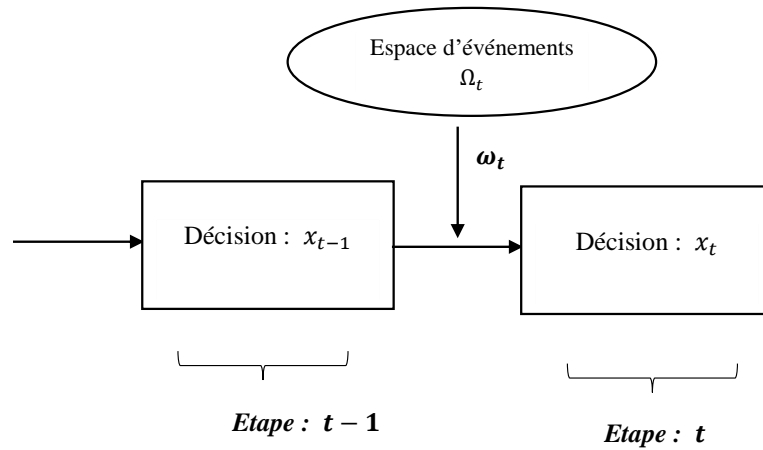


FIGURE 1.10 – Processus de décision dans la programmation stochastique multi-étape.

(2020). Dans l'étude de Fang et al. (2017), les auteurs ont supposé que la demande en composants est aléatoire. Ils ont proposé une approche basée sur la programmation stochastique à plusieurs étapes. Une approche par scénarios est introduite et un PLNE a été proposé. Une heuristique basée sur la relaxation Lagrangienne pour résoudre le problème est développée. L'impact de l'incertitude des demandes sur la solution est analysé par une étude de sensibilité sur plusieurs scénarios. Quezada et al. (2020) ont considéré un problème de lot-sizing à plusieurs niveaux dans un système de remise à neuf en boucle fermée impliquant trois étapes de production : désassemblage, remise à neuf et re-assemblage. Les auteurs ont cherché à planifier les activités de production sur un horizon de planification multi-période. La demande et la quantité de retour ainsi que les coûts de production sont considérés comme des variables aléatoires. Une approche basée sur la programmation stochastiques à plusieurs étapes est proposée. Une méthode de résolution exacte basée sur le branchement est développée afin de résoudre des instances de grandes tailles.

(3) Contrainte de hasard “Chance constraint”

Cette méthode consiste à incorporer une contrainte de niveau de service pour garantir de manière probabiliste la satisfaction d'une demande stochastique. L'un des

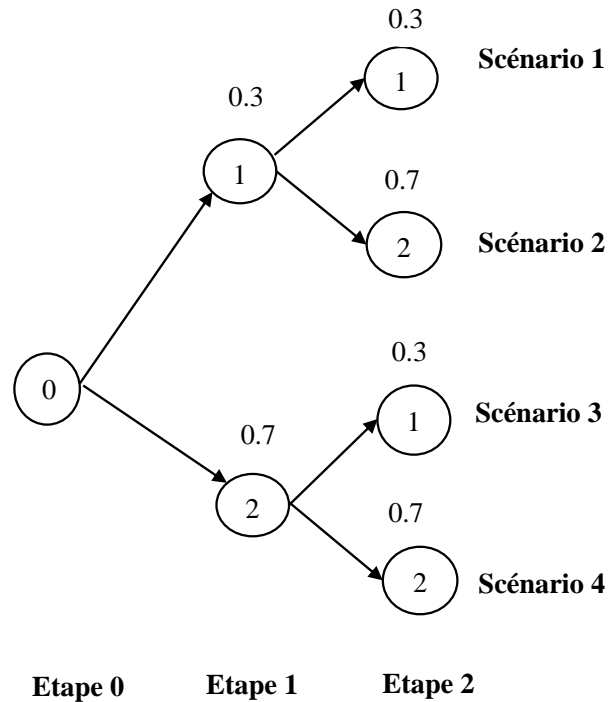


FIGURE 1.11 – Arbre des scénarios (Quezada et al., 2020).

travaux les plus importants a été réalisé par [Bookbinder and Tan \(1988\)](#). Ces auteurs ont proposé une contrainte de hasard individuelle pour modéliser une contrainte de niveau de service selon laquelle la probabilité que le niveau du stock ne soit pas négatif à chaque période. Ils ont discuté sur trois stratégies pour résoudre les problèmes de lotissement stochastique. La stratégie “d’incertitude statique” signifie que les décisions de lotissement pour chaque période sont prises à l’avance pour l’ensemble de l’horizon de planification, indépendamment de la réalisation des demandes stochastiques. La stratégie “d’incertitude dynamique” permet de choisir la taille des lots en fonction des demandes réalisées et la stratégie “dynamique statique” est la combinaison des deux stratégies ci-dessus. En général, cette contrainte peut être présentée comme suit :

$$\mathbb{P}\left(A(\varepsilon) x \leq b\right) \geq p$$

où $p \in (0, 1)$ désigne la probabilité de satisfaire la contrainte $A(\varepsilon)x \leq b$.

Pour le problème LSD étudié par [Liu and Zhang \(2018\)](#), les demandes en composants et les rendements de désassemblage sont considérés comme des variables aléatoires discrètes. Un modèle stochastique incluant la contrainte de hasard est développé. Une heuristique d’approximation est conçue pour résoudre le problème. A notre connaissance ce travail était l’étude la plus pertinente qui a traité l’incertitude de la demande et du rendement simultanément.

1.6 Discussions

Après avoir examiné les modèles et les approches de résolution développés pour résoudre le problème LSD, nous allons étudier brièvement la complexité du problème étudié et identifier les perspectives de recherche.

1.6.1 Complexité

Le problème LSD à un seul type de produit a été prouvé NP-difficile par [Florian et al. \(1980\)](#). Par contre, par la proposition d’un algorithme pseudo-polynomial optimal résolu en $O(N.T^3)$, avec N et T représentant, respectivement le nombre de composants et le nombre de périodes de l’horizon de planification, les auteurs ont prouvé que ce dernier n’est pas NP-difficile au sens fort. Ce problème de base peut être résolu facilement à l’aide d’une méthode exacte ([Kim et al., 2008](#)). Dans la littérature étudiant ce type de problème, nous trouvons uniquement les travaux de [Kim et al. \(2008, 2003\)](#). Les auteurs ont proposé un programme dynamique pour résoudre ce problème pour des petites instances. Contrairement au problème LSD à plusieurs produits et avec une restriction sur la capacité de désassemblage, les auteurs l’ont considéré comme un problème complexe ([Kim and Xirouchakis, 2010](#)). Sa complexité est principalement due à deux raisons. La première raison est que le problème est un problème d’optimisation combinatoire, et les variables de setup sont des variables binaires. La deuxième raison est liée à la contrainte de la capacité qui engendre un lien entre les produits en fin de vie. Dans ces circonstances, les auteurs utilisent souvent des heuristiques basées sur la relaxation Lagrangienne qui est basée sur la dualisation de contraintes de la capacités comme dans les travaux de [Ji et al. \(2016\)](#);

Kim and Xirouchakis (2010). Cette heuristique permet de décomposer un problème de grandes tailles (problème LSD à plusieurs produits avec une capacité finie) en plusieurs sous-problèmes de petites tailles qui sont faciles à résoudre. Si la contrainte de la capacité n'est pas considérée, le problème avec une nomenclature à deux-niveau et multi-type de produit peut se réduire à un ensemble de sous-problèmes à un seul type de produit où chaque sous-problème peut être résolu en $O(T \log T)$ (Hrouga, 2016).

En analysant la littérature scientifique, nous constatons que le problème de planification en désassemblage multi-niveau et/ou multi-produit sont NP-difficiles (Arkin et al., 1989; Kim et al., 2009). En effet, Chen and Thizy (1990) ont prouvé que le problème à plusieurs produits est NP-difficile au sens fort. Cependant, les méthodes exactes ne sont pas les meilleures approches de résolution pour ce type de problème. Généralement, les auteurs font recours aux heuristiques (Ji et al., 2016; Kim and Lee, 2011; Kim et al., 2006a; Kim and Xirouchakis, 2010) et dans très peu de travaux notamment qui étudient les problèmes de grandes tailles, les chercheurs utilisent des méta-heuristiques pour résoudre ces problèmes (Gao and Chen, 2008; Prakash et al., 2012).

1.6.2 Perspectives de recherche

La revue de la littérature développée dans la section précédente ouvre une série des perspectives de recherche à discuter :

En premier lieu, les indicateurs de performances utilisés dans la plupart des études considèrent la somme de plusieurs coûts tels que : stockage de composants, achats de produit en fin de vie, opération de désassemblage, vente perdue, etc. (voir Tableau 1.3). Le problème de lot-sizing avec des coûts de setup a été largement étudié. Une fois qu'un élément parent est démonté, l'équipement de désassemblage nécessaire pour cet article doit être installé. Cela génère un coût de setup spécifique à chaque élément parent (un élément racine ou un sous-ensemble). La restriction de la capacité sur les ressources de désassemblage augmente la complexité de problème. Plusieurs articles ont abordé ce cas de problème, mais aucune étude n'a considéré le temps de configuration nécessaire pour préparer le processus de désassemblage. Nous notons que le temps de setup est généralement un paramètre indispensable dans les problèmes de lot-sizing et il doit être intégré dans les contraintes de la capacité. Cependant, cela augmente considérablement la complexité du problème (Kim et al., 2007).

En deuxième lieu, l'une des hypothèses de base des problèmes existants suppose que le retard sur les livraisons n'est pas autorisé, c'est-à-dire que le niveau de stock ne peut pas être négatif. Comme dans les problèmes ordinaires de planification d'assemblage, cette hypothèse peut être facilement assouplie en modifiant la contrainte de stock et intégrant le coût de rupture en stock dans la fonction objectif.

En troisième lieu, le problème de lot-sizing avec le partage des pièces en utilisant une nomenclature multi-niveau est plus complexe. Les composants en commun produisent des dépendances entre les différents sous-ensembles et composants (Ji et al., 2016). Autant que nous sachions, aucune étude avec une limitation de la capacité de désassemblage n'a été développée pour étudier le cas d'un modèle multi-niveau avec un seul type de produit qui partage ses composants. Ce système de désassemblage a été traité récemment par Prakash et al. (2012) pour étudier un problème avec une capacité infinie de désassemblage.

En quatrième lieu, le processus de remise à neuf se fait généralement dans un environnement industriel où les différents types des produits sont démontés pour répondre à une demande en composants. La majorité des auteurs ont supposé que les articles issus de l'opération de désassemblage sont tous en état parfaite qui permet de satisfaire la demande en composants. Cependant, ces derniers peuvent être défectueux lors de l'opération de désassemblage. A notre connaissance, aucune étude a étudié le problème de lot-sizing en tenant compte du fait que le processus de désassemblage génère des pièces défectueuses.

Finalement, les travaux existants sur la planification de désassemblage sous incertitude sont très limités. Nous constatons également que les demandes et les rendements sont souvent modélisés comme des variables aléatoires. Cependant, l'un des problèmes associés au processus de désassemblage est le degré élevé de variabilité des délais de traitement des opérations liés au processus de remise à neuf. Par ailleurs, la modélisation par des intervalles fermés, l'optimisation stochastique à deux-étape et l'algorithme d'approximation moyenne par échantillonnage (AME) sont des techniques qui ne sont pas encore utilisées pour résoudre le problème étudié.

Pour toutes ces raisons, il nous a semblé intéressant d'étendre les modèles existants tout en ajoutant des paramètres qui n'existent pas dans la littérature actuelle. Nous pensons aussi qu'est nécessaire de combler ce manque de recherche et de trouver des solutions optimales ou très proche de l'optimum pour le problème de planifica-

tion de désassemblage dans un environnement incertain sous incertitude des délais de remise à neuf de composants.

Les travaux développés dans cette thèse servent à approfondir les recherches existantes de plusieurs manières :

Le chapitre deux étend la recherche de [Prakash et al. \(2012\)](#) en introduisant à la fois le temps de setup et la capacité de désassemblage. La rupture en stock et le rejet des composants sont également considérés. Une décision d'achat externe est prise en compte afin de répondre précisément à la demande exacte de tous les articles à la fin de l'horizon de planification. Tous ces paramètres sont considérés simultanément pour la première fois dans un problème LSD déterministe.

Le chapitre trois s'intéresse à la planification de désassemblage mono-période avec une capacité infinie sur les ressources de désassemblage. Le délai de remise à neuf de chaque composant est supposé aléatoire. Nous proposons une formulation analytique de la fonction coût à minimiser. A notre connaissance, c'est le premier travail qui propose une formulation analytique pour le problème de planification de désassemblage. Une méthode d'optimisation exacte basée sur le modèle de Newsboy est développée.

Dans le chapitre quatre, on fait recours à la programmation stochastique et nous nous intéressons au problème de planification de désassemblage multi-période quand les restrictions de la capacité de ressources sont explicitement prises en considération. Le délai de remise à neuf à chaque période est aléatoire. Nous utilisons une technique stochastiques basées sur des scénarios et une distribution de probabilité connue. Le problème est formé en tant qu'un modèle stochastique linéaire mixte en nombres entiers afin de résoudre de manière optimale le problème étudié. Ce modèle est combiné par la suite avec la simulation Monte Carlo pour estimer le coût moyen exacte. Une agrégation de scénarios avec et sans la simulation Monte Carlo et une méthode d'AME sont également proposées pour approximer et résoudre le problème.

1.7 Conclusion

Dans ce chapitre, après avoir évoqué les différents paramètres faisant la différence entre le processus d'assemblage et celui de désassemblage, nous avons présenté les principales problématiques liées au processus de désassemblage. Nous avons posé le cadre général de la problématique abordée dans les chapitres suivants concernant le

problème de planification de désassemblage. Nous avons également analysé les différents modèles et méthodes de résolution utilisés dans la littérature scientifique dédiée aux problèmes LSD. Les premiers modèles de la planification de désassemblage ont été résolus en utilisant l'approche RMRP (Reverse Materials Requirement Planning). Bien que la méthodologie de RMRP soit satisfaisante de manière inhérente à la demande, elle ne tient pas compte des objectifs tels que les considérations économiques. Des modèles basés sur la programmation linéaire avec des fonctions d'objectifs basées sur les coûts ont été développés avec succès pour obtenir des solutions optimales. Ces modèles sont connus comme des modèles de lot-sizing. Le chapitre suivant proposera une modélisation mathématique déterministe du problème de lot-sizing en désassemblage multi-période. Les questions pertinentes sont combien de produits en fin de vie devraient être démontés afin de répondre à la demande en composants d'une manière rentable.

Chapitre 2

Planification de désassemblage multi-période et multi-niveau

2.1 Introduction

Le plan de désassemblage établit les besoins en composants, afin de satisfaire les clients de la manière la plus efficace et la plus économique possible. En d'autres termes, les décisions de désassemblage sont prises au meilleur rapport entre l'objectif financier et celui de la satisfaction des clients. Dans ce chapitre, nous traitons un problème de planification sur plusieurs périodes avec une restriction sur la capacité de désassemblage. Nous proposons un modèle de programmation linéaire mixte en nombres entiers (PLMNE) pour maximiser le gain du processus de désassemblage. Ce gain est obtenu par la différence entre les revenus générés par la revente des articles récupérés et les coûts liés aux opérations de désassemblage. Le cas d'un système de désassemblage multi-niveau, un seul type de produit avec le partage des composants (ou sous-ensemble) est considéré.

Les originalités du problème de planification de désassemblage abordées dans ce chapitre sont :

1. En terme de modélisation, nous étendons les modèles existants pour inclure des paramètres supplémentaires tels que les achats externes, les articles défectueux et en rupture de stock, les temps de setup et une capacité supplémentaire limitée. À notre connaissance, c'est la première fois que tous ces paramètres sont considérés simultanément dans un problème où la capacité de désassemblage est limitée et avec une nomenclature où les articles parents peuvent partager leurs composants.

2. En terme d'approche, nous proposons un modèle de programmation linéaire mixte en nombres entiers (PLMNE) compacte et efficace pour résoudre le problème LSD. Notre modèle détermine dans un temps de calcul raisonnable, les dates et les quantités de désassemblage optimales pour répondre à toutes les demandes des clients en composants de la manière la plus rentable.
3. En terme de pratique, nous apportons des informations de gestion utiles. Par exemple, l'augmentation de capacité de désassemblage peut être convertie en une diminution équivalente en temps de setup et vice versa. De plus, des capacités de désassemblage insuffisantes entraînent une perte de bénéfice. Les gestionnaires devraient également examiner le rapport entre la marge bénéficiaire du désassemblage et le coût d'approvisionnement externe des composants.

L'objectif de cette contribution est de proposer un modèle qui prend en considération des paramètres qui rendent le problème plus applicable à la gestion des situations de désassemblage réelles. Tous ces paramètres seront présentés et expliqués en détail dans la section suivante. Le programme est résolu d'une façon optimale en utilisant le solveur CPLEX.

2.2 Description du problème

Dans ce chapitre, nous considérons le système de désassemblage illustré dans la Figure 2.1. Ce système traite le cas d'une nomenclature à plusieurs niveaux, des articles en commun et un seul type de produit. Ce dernier représente l'élément racine à démonter. Un article parent (peut être un élément racine ou un élément intermédiaire) est démonté en plusieurs enfants. Ces derniers désignent des éléments non-racine qui peuvent avoir plusieurs parents. Comme le montre la Figure 2.1, l'élément 1 désigne l'élément racine. Les éléments 2 à 5 représentent les sous-ensembles et les éléments 6 à 8 représentent les pièces. Les cases grisées représentent les articles en commun. Par exemple, l'article 7 est un composant commun. Il peut être obtenu du parent 4 ou du parent 5. Lors du désassemblage, le partage des articles rend le problème de planification plus complexe à cause de la dépendance entre les éléments dans la structure du produit. Il entraîne également une baisse des coûts de désassemblage et de stockage en raison des remises sur les quantités des composants issues de désassemblage (Taleb et al., 1997b). Le nombre entre parenthèse représente le nombre d'unités d'articles obtenus lorsqu'une unité de son parent est démontée ; par exemple, l'article 2 est démonté en deux unités d'article 4 et une unité d'article 5. Le délai de désassemblage (L) comprend le temps nécessaire pour recevoir les articles

démontés après avoir lancé l'ordre de désassemblage. Dans ce chapitre, le délai de désassemblage est supposé lié seulement à chaque élément parent. Par exemple, la procédure de désassemblage nécessitera une unité de temps pour désassembler l'élément racine 1 et le sous-ensemble 3.

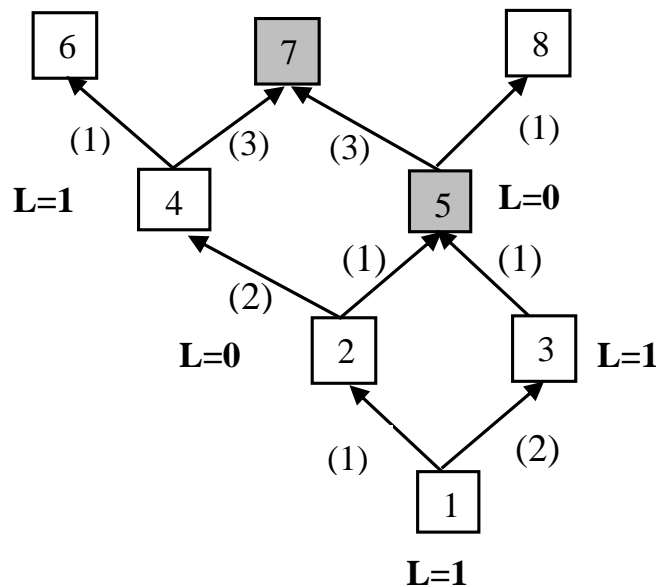


FIGURE 2.1 – Système de désassemblage : exemple illustratif.

La capacité de désassemblage est supposée limitée à chaque période. Une capacité supplémentaire peut être ajoutée si le plan de désassemblage l'exige. Une solution classique est d'utiliser les heures supplémentaires, mais il est également possible d'apporter une machine supplémentaire (outils ou postes) à court terme (Voss and Woodruff, 2006). Pour garder notre langage simple, le terme "heures supplémentaires" englobe tous ces ajouts de capacité. Nous supposons également que la capacité supplémentaire en heures supplémentaires est limitée à chaque période.

Les clients ont une demande dynamique connue en article (peut être un sous-ensemble ou une pièce) à chaque période de l'horizon de planification. Cette demande est à la fois externe pour les articles non-racines (sous-ensembles et pièces) et interne

pour les articles parents (racine et sous-ensembles) résultant de la demande de produits et de sous-ensembles. Toutes les demandes externes doivent être satisfaites soit en démontant les produits en fin de vie, soit en supposant que l'entreprise a également accès à des nouveaux articles (en état neuve) et peut choisir de les acheter directement afin d'éviter tout désassemblage.

Après avoir reçu les produits en fin de vie, chaque produit doit être inspecté pour déterminer son état. Un taux de rejet spécifique à chaque composant est déterminé. Le produit en fin de vie est envoyé par la suite à sa cellule de désassemblage où l'opération de désassemblage est effectuée. Les articles démontés doivent être nettoyés, remis à neuf afin d'atteindre le niveau de qualité souhaitée. Tous les articles en état imparfaite sont rejetés. Une décision d'achat externe doit être prise par la suite afin de répondre précisément à la demande exacte de tous les articles.

De même, il arrive que certains clients ne tolèrent pas le retard sur les livraisons. Un article non-racine est en rupture de stock si la demande ne peut pas être satisfaite à la période souhaitée. La rupture en stock peut être pénalisée pour toute solution où ces commandes sont en retard. Nous notons bien que la quantité des composants achetée auprès d'un prestataire pour satisfaire les demandes ne fournit aucun profit. En d'autres termes, si un article est en rupture de stock c'est le fait de l'acheter n'est pas rentable. Notons que les produits en fin de vie sont toujours disponibles et toutes les demandes externes doivent être satisfaites avant la fin de l'horizon de planification.

Les coûts de conservation des stocks surviennent lorsque les articles démontés sont conservés en stock pour répondre à une demande future. Le coût et le temps de setup des machines sont également considérés. Une fois qu'un élément parent est démonté, l'équipement de désassemblage nécessaire pour cet article doit être configuré. Cela génère un coût de configuration spécifique à chaque élément parent. Le temps de setup est généralement un paramètre indispensable dans les problèmes de lot-sizing. Il peut être défini comme le temps nécessaire pour préparer le processus de désassemblage et il doit être intégré dans la contrainte de capacité. En règle générale, les coûts et les temps de setup ont tendance à être substantiels dans les processus de désassemblage réels.

Les hypothèses du problème étudié peuvent être résumées comme suit :

- a) Les demandes dynamiques pour les éléments non-racine sont connues ;
- b) Les demandes peuvent être satisfaites par l'opération de désassemblage et/ou par les achats externes ;

- c) Toutes les demandes doivent être satisfaites avant la fin de l’horizon de planification ;
- d) Le retard sur les demandes est autorisé ;
- e) Les articles démontés peuvent être défectueux ;
- f) Le temps d’opération de désassemblage et le temps de setup pour tous les articles parents sont non nuls ;
- g) Le désassemblage est complet, ce qui signifie que nous démonterons tous les articles parents ;
- h) La capacité de désassemblage et celle des heures supplémentaire sont limitées.

2.3 Formulation mathématique

Cette section présente la formulation mathématique utilisée pour formuler le problème de planification du désassemblage étudié dans ce chapitre. Notre objectif est de trouver le meilleur plan de désassemblage pour satisfaire les demandes des clients. Nous proposons une nouvelle formulation du problème par rapport à celle présentée dans la littérature (Kim et al., 2006a, 2009; Lee et al., 2004; Lee and Xirouchakis, 2004; Prakash et al., 2012). L’idée est de fusionner les équations de stockage liées aux sous-ensembles et aux articles de dernier niveau en une seule contrainte de stockage afin de minimiser au maximum le nombre de contraintes. Notons qu’aucune contrainte de conservation du flux de stockage n’est pas nécessaire pour l’élément racine, car un stockage éventuel de l’élément racine entraînera une augmentation inutile du coût total, c’est-à-dire que le niveau de stock de l’élément racine est toujours nul.

Pour formuler le problème, l’ordre topologique est considéré de gauche à droite et de bas en haut pour tous les éléments. Soit $i = 1$ l’indice du produit en fin de vie et N l’indice du dernier article démonté obtenu. Soit les trois ensembles suivants : (i) \mathcal{N} : l’ensemble des articles i avec $i = 1, 2, \dots, i_{l-1}, i_l, \dots, N$, où i_l désigne l’indice de la première pièce, (ii) \mathcal{A} : l’ensemble des articles i du dernier niveau de la structure du produit qui ne peut plus être démonté avec $i = i_l, \dots, N$ et (iii) \mathcal{A}^C : l’ensemble des éléments restants i avec $\mathcal{A} \cup \mathcal{A}^C = \mathcal{N}$ où $i = 1, \dots, i_{l-1}$. La liste complète des notations utilisées dans ce chapitre est donnée dans le Tableau 2.1 :

TABLE 2.1 – Notations.

Indices

t	indice de la période t , $t = 1, \dots, T$
i	indice de l'article i , $i = 1, \dots, N$

Paramètres

\mathcal{T}	ensemble des périodes
\mathcal{N}	ensemble de tous les articles
\mathcal{A}	ensemble des articles du dernier niveau
\mathcal{A}^c	ensemble des articles des niveaux intermédiaires
$R_{i,j}$	nombre d'unités de l'article j issu du désassemblage d'une unité de l'article i , $\forall j \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}}$ et $\forall i \in \mathcal{A}^c$
$D_{i,t}$	demande externe de l'article i à la période t , $\forall i \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}}$
$I_{i,0}$	niveau de stock initial de l'article i , $\forall i \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}}$
L_i	délai de désassemblage de l'article i , $\forall i \in \mathcal{A}^c$
h_i	coût unitaire de stockage de l'article i , $\forall i \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}}$
S_i	coût unitaire de setup de l'article i , $\forall i \in \mathcal{A}^c$
ϕ_i	ensemble des parents de l'article i , $\forall i \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}}$
b_i	coût unitaire de rupture de stock de l'article i , $\forall i \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}}$
C_i	coût unitaire d'achat de l'article i , $\forall i \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}}$
α_i	taux de rejet de l'article i , $\forall i \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}}$
G_i	temps de désassemblage de l'article i , $\forall i \in \mathcal{A}^c$
U_t	capacité disponible à la période t , $\forall t \in \mathcal{T}$
O_t	pénalité de dépassement de capacité à la période t , $\forall t \in \mathcal{T}$
F_t	capacité des heures supplémentaires à la période t , $\forall i \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}}$
SC_i	prix unitaire de vente de l'article i , $\forall i \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}}$
ST_i	temps de setup de l'article i , $\forall i \in \mathcal{A}^c$
M	un grand nombre

Variables de décisions

$X_{i,t}$	quantité d'articles i à démonter à la période t , $\forall i \in \mathcal{A}^c$
$Z_{i,t}$	quantité d'articles i à acheter à la période t , $\forall i \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}}$
$\delta_{i,t}$	indicateur binaire de désassemblage d'articles i à la période t , $\forall i \in \mathcal{A}^c$
$I_{i,t}^+$	niveau de stock de l'article i à la fin de la période t , $\forall i \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}}$
$I_{i,t}^-$	quantité en rupture d'articles i à la période t , $\forall i \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}}$
$W_{i,t}$	quantité rejetée d'articles i à la période t , $\forall i \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}}$
Y_t	heures supplémentaires utilisées à la période t , $\forall t \in \mathcal{T}$
$Q_{i,t}$	quantité de vente d'articles i à la période t , $\forall i \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}}$

Le problème étudié dans ce chapitre peut être formulé comme un modèle de programmation linéaire mixte en nombres entiers (PLMNE) suivant :

La fonction objectif (équation 2.1) maximise le profit total tout en minimisant la somme des coûts suivant : stockage, rupture, achats externes, setup et dépassement de capacité :

$$Max \sum_{t \in \mathcal{T}} \left(\sum_{i \in \mathcal{N}_{\{1\}}} (SC_i \cdot Q_{i,t} - h_i \cdot I_{i,t}^+ - b_i \cdot I_{i,t}^- - C_i \cdot Z_{i,t}) - O_t \cdot Y_t - \sum_{i \in \mathcal{A}^c} S_i \cdot \delta_{i,t} \right) \quad (2.1)$$

Les contraintes (2.2) définissent le solde de stockage pour chaque article non-racine i à la fin de chaque période t :

$$I_{i,t}^+ - I_{i,t}^- = I_{i,t} \quad \forall i \in \mathcal{N}_{\{1\}}, \forall t \in \mathcal{T} \quad (2.2)$$

où $I_{i,t}$ est définie comme suit :

$$I_{i,t} = I_{i,t-1} + \sum_{k \in \phi_i} R_{k,i} \cdot X_{k,t-L_k} + Z_{i,t} - D_{i,t} - X_{i,t} - W_{i,t}$$

Les équations (2.3) garantissent qu'un coût de setup est généré dans une période t , si une opération de désassemblage doit être effectuée pendant cette période :

$$X_{i,t} \leq \delta_{i,t} M \quad \forall i \in \mathcal{A}^c, \forall t \in \mathcal{T} \quad (2.3)$$

Les contraintes (2.4) représentent la quantité rejetée pour chaque article non-racine i à chaque période t :

$$W_{i,t} = \alpha_i \cdot \sum_{k \in \phi_i} R_{k,i} \cdot X_{k,t-L_k} \quad \forall i \in \mathcal{N}_{\{1\}}, \forall t \in \mathcal{T} \quad (2.4)$$

Les contraintes de capacité de désassemblage sont représentées dans l'équation (2.5) :

$$\sum_{i \in \mathcal{A}^c} (ST_i \cdot \delta_{i,t} + G_i \cdot X_{i,t}) \leq U_t + Y_t \quad \forall t \in \mathcal{T} \quad (2.5)$$

Les contraintes (2.6) représentent les limites inférieures et supérieures disponibles pour une capacité supplémentaire en heures supplémentaires à chaque période t :

$$0 \leq Y_t \leq F_t \quad \forall t \in \mathcal{T} \quad (2.6)$$

Les équations (2.7) représentent la quantité vendue pour chaque article non-racine i à la période t :

$$Q_{i,t} = (D_{i,t} - Z_{i,t} - I_{i,t}^-) \quad \forall i \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}}, \forall t \in \mathcal{T} \quad (2.7)$$

Les contraintes (2.8) garantissent que la quantité en rupture de stock pour chaque article non-racine à la dernière période de temps est nulle. En d'autres termes, toutes les demandes doivent être satisfaites à la fin de l'horizon de planification.

$$I_{i,T}^- = 0 \quad \forall i \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}} \quad (2.8)$$

Les contraintes (2.9-2.17) fournissent les conditions encadrant les variables de décision :

$$I_{i,t}^- \geq 0 \quad \forall i \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}}, \forall t = 1, \dots, T-1 \quad (2.9)$$

$$I_{i,t}^+ \geq 0 \quad \forall i \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}}, \forall t \in \mathcal{T} \quad (2.10)$$

$$Z_{i,t} \geq 0 \quad \forall i \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}}, \forall t \in \mathcal{T} \quad (2.11)$$

$$Q_{i,t} \geq 0 \quad \forall i \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}}, \forall t \in \mathcal{T} \quad (2.12)$$

$$X_{i,t} \geq 0 \quad \forall i \in \mathcal{A}^c, \forall t \in \mathcal{T} \quad (2.13)$$

$$X_{i,t} = 0 \quad \forall i \in \mathcal{A}, \forall t \in \mathcal{T} \quad (2.14)$$

$$W_{i,t} \geq 0 \quad \forall i \in \mathcal{N}_{\setminus\{1\}}, \forall t \in \mathcal{T} \quad (2.15)$$

$$Y_t \geq 0 \quad \forall t \in \mathcal{T} \quad (2.16)$$

$$\delta_{i,t} \in \{0, 1\} \quad \forall i \in \mathcal{A}^c, \forall t \in \mathcal{T} \quad (2.17)$$

Le but du modèle proposé est d'optimiser le plan de désassemblage pour chaque article parent tout en satisfaisant la demande externe d'articles non-racines. Ce modèle permet de décider :

1. Quand et combien d'articles parents doivent être démontés, en tenant compte du fait que le processus de désassemblage génère des pièces défectueuses ?
2. Combien d'articles non-racines doivent être achetés de l'extérieur, stockés et vendus à chaque période ?
3. Combien de capacité supplémentaire peut être ajoutée à chaque période ?

2.4 Résultats numériques

Cette section présente les résultats de plusieurs expériences menées pour étudier le comportement de l'approche d'optimisation proposée. Le solveur CPLEX v.12.6 a été utilisé pour résoudre le PLMNE proposé. Toutes les formulations ont été codées en C et exécutés sur un processeur Intel (R) Core™ i7-5500 CPU @ 2.4 GHz.

2.4.1 Génération d'instances

Les tests numériques ont été effectués sur 450 instances générées aléatoirement comprenant 50 problèmes pour chaque combinaison de trois niveaux de nombre d'articles (10, 20 et 30) et trois niveaux de nombre de périodes (10, 20 et 30). Pour chaque niveau du nombre d'articles, 5 structures du produits de désassemblage ont été générées de manière aléatoire. Dans chaque structure du produit de désassemblage : (i) le nombre d'articles obtenus de son parent est généré à partir de la distribution uniforme discrète $D \sim U(1, 4)$ et (ii) le nombre d'éléments enfants pour chaque élément parent est généré à partir de $D \sim U(1, 6)$.

Sur l'horizon de planification, la demande de chaque article non-racine est générée suivant la la distribution uniforme $D \sim U(0, 100)$. Le taux de rejet α_i pour chaque article i généré suivant une $D \sim U(0, 10\%)$. Nous supposons que le temps de l'opération de désassemblage G_i et de setup ST_i sont générés respectivement suivant une $D \sim U(1, 4)$ et $D \sim U(10, 50)$ pour chaque article $i, \forall i \in \mathcal{A}^C$.

La capacité de désassemblage U_t et la capacité supplémentaire disponible F_t , sont générées respectivement suivant une $D \sim U(240, 480)$ et $D \sim U(60, 120)$. Le délai de désassemblage prend les valeurs 0, 1 et 2 avec les probabilités respectivement de 0,3, 0,4 et 0,3. Tous les autres paramètres sont répertoriés dans le Tableau 2.2. Nous précisons que, $D \sim U(a, b)$ signifie que le paramètre suit la distribution uniforme discrète caractérisée par l'intervalle $[a, b]$.

De point vue industriel, nous supposons que le coût d'achat unitaire d'un nouveau article est supérieur au prix de vente unitaire d'un article remis à neuf. Deux paramètres $\gamma, \beta \in \mathbb{R}^+$ sont introduits pour fixer les coûts unitaires de vente et d'achat pour les éléments non-racines. Soient, γ la marge bénéficiaire, c'est-à-dire le profit par rapport aux coûts générés par le processus de désassemblage (coûts de setup et de stockage) et β la marge par rapport au prix de vente. Les hypothèses utilisées dans les expériences sont $\gamma = 1.5$ et $\beta = 1.8$.

TABLE 2.2 – Génération des paramètres.

Paramètre	Valeur
h_i	$D \sim U(12, 20)$
S_i	$D \sim U(0, 1000)$
b_i	$2.h_i$
O_t	$D \sim U(20, 25)$
SC_i	$\gamma.(h_i + S_i)$
C_i	$\beta.SC_i$

2.4.2 Analyse de performance

Le temps de calcul est un facteur crucial dans le processus de décision pour les chefs d'entreprise. Pour cette raison, nous avons défini une limite de temps de 3600 secondes pour l'exécution de CPLEX. Pour montrer l'efficacité du modèle PLMNE, nous introduisons les mesures de performance suivantes :

1. Nombre de solutions optimales ou quasi-optimales (N^*) obtenues par CPLEX ;
2. Écarts en pourcentage par rapport à la limite inférieure ou à la valeur de la solution optimale (Gap^*) (peuvent être obtenus directement auprès de CPLEX) ;
3. Temps de calcul en secondes, (temps(s)) nécessaires pour obtenir les solutions optimales.

Le Tableau 2.3 résume le nombre de solutions obtenues par CPLEX et les écarts en pourcentage par rapport aux bornes inférieures. Les résultats montrent, en premier lieu, que CPLEX peut résoudre de manière optimale la majorité des problèmes. Cependant, l'efficacité du PLMNE dépend fortement des instances générées. En effet, parmi le cas de problèmes avec 30 articles et 30 périodes, les solutions optimales ont été obtenues pour tous les problèmes de test avec la structure 1, alors qu'avec la structure 4, seule 46 solutions optimales ont été obtenues à partir des 50 problèmes en 3600 secondes. En deuxième lieu, les performances du PLMNE sont affectées négativement par l'augmentation du nombre d'articles et/ou du nombre de périodes. En effet, les écarts en pourcentage sont en moyenne nuls pour toutes les instances avec 10 et 20 périodes (instances de petites et moyennes tailles). Cependant, pour les problèmes de grande tailles (problèmes avec 30 périodes), les écarts en pourcentage par rapport aux bornes inférieures sont inférieurs à 1% en moyenne pour toutes les

instances.

TABLE 2.3 – Performances du PLMNE.

(a) Problèmes avec 10 articles.

Nombre de périodes						
	10		20		30	
Structure	N^*	Gap^*	N^*	Gap^+	N^*	Gap^*
1	50	0	50	0	50	0
2	50	0	50	0	50	0,1
3	50	0	50	0	50	0
4	50	0	50	0	50	0,05
5	50	0	50	0	50	0,09
Moyenne	50	0	50	0	50	0,05

(b) Problèmes avec 20 articles.

Nombre de périodes						
	10		20		30	
Structure	N^*	Gap^*	N^*	Gap^*	N^*	Gap^*
1	50	0	50	0	50	0
2	50	0	50	0	50	0
3	50	0	50	0	50	0,4
4	50	0	50	0	50	0
5	50	0	50	0	50	0,2
Moyenne	50	0	50	0	50	0,12

(c) Problème avec 30 articles.

Nombre de périodes						
	10		20		30	
Structure	N^*	Gap^*	N^*	Gap^*	N^*	Gap^*
1	50	0	50	0,06	50	0,3
2	50	0	50	0,9	50	1,2
3	50	0	50	0,05	50	0,9
4	50	0	50	0,2	46	0,78
5	50	0	50	0,92	50	1,05
Moyenne	50	0	50	0,42	49,2	0,84

N^* : Nombre d'instances résolues sur un total de 50.

Gap^* : Écart en pourcentage par rapport à la solution optimale (la moyenne sur 50 instances pour chaque structure de produit).

Concernant la performance de notre modèle en terme de temps de calcul, le Tableau 2.4 résume les résultats des tests sous forme de valeurs minimales, moyennes et maximales du temps de calcul requis pour obtenir les meilleures solutions. Ces résultats indiquent clairement que le nouveau PLMNE peut résoudre le problème dans un temps de calcul raisonnable pour la plupart des instances de petites à moyenne tailles. En résumé, le temps de traitement a été fortement affecté par les données du problème, tels que la capacité, la structure du produit à désassembler, les coûts unitaires, le nombre d'articles et/ou le nombre de périodes, etc.

2.4.3 Perspectives managériales

Pour obtenir des informations de gestion utiles, nous avons effectué une analyse de sensibilité sur une petite instance de la nomenclature illustrée dans la Figure 2.1, avec $|\mathcal{T}| = 10$ et $|\mathcal{N}| = 8$. L'étude de sensibilité a été réalisée sur trois paramètres clés : la capacité de désassemblage, le temps de setup et le coût unitaire d'approvisionnement externe. Les autres paramètres sont générés de la même manière que dans la section 2.4.1. Sans perte de généralité, le taux de rejet (α_i) pour chaque article i est supposé nul. L'objectif principal est d'étudier le compromis entre les quantités d'achats externes et celles issues de l'opération de désassemblage.

(1) Impact de la capacité de désassemblage : Dans un problème de lot-sizing, la capacité de désassemblage a un impact important sur la détermination des tailles des lots. Dans nos expériences, la capacité de désassemblage varie entre 140 et 480. Le Tableau 2.5 montre qu'une plus grande capacité de désassemblage génère un prix de vente plus élevé et par la suite un bénéfice total élevé. Cependant, avoir peu de capacité limite la productivité et engendre un coût de vente minimal et une pénalité sur les dépassements importante. En effet, lorsque la capacité de désassemblage est insuffisante, les gestionnaires n'ont pas de choix que de répondre à la demande en composants par le biais d'un approvisionnement externe.

La Figure 2.2 donne la somme des quantités issues de désassemblage et celles d'approvisionnement externes sur l'ensemble des périodes de l'horizon de planification en fonction de différents niveaux de capacité. En effet, un niveau de capacité important génère une augmentation des quantités de désassemblage et une diminution des quantités d'achat externes. Il est clair que les gestionnaires doivent trouver un bon compromis entre les quantités de ventes générant du profit, la capacité de désassemblage et les coûts liés au processus de désassemblage.

TABLE 2.4 – Temps de calcul du PLMNE.

(a) Problème avec 10 articles.

Nombre de périodes									
	10			20			30		
Structure	Min	Moyenne	Max	Min	Moyenne	Max	Min	Moyenne	Max
1	30,58	33,34	35,17	79,69	83,05	85,12	410,06	431,77	462,75
2	18,02	21,34	25,17	68,92	71,64	75,65	218,12	231,14	240,17
3	16,52	18,74	28,93	86,92	90,78	108,12	116,99	130,18	138,73
4	29,112	31,24	35,07	59,10	62,04	74,71	339,19	342,74	353,07
5	47,09	50,54	55,96	77,19	85,54	95,04	181,22	187,04	195,22

(b) Problème avec 20 articles.

Nombre de périodes									
	10			20			30		
Structure	Min	Moyenne	Max	Min	Moyenne	Max	Min	Moyenne	Max
1	105,18	110,21	118,10	190,19	195,88	233,02	600,26	631,18	665,24
2	51,92	69,04	75,07	102,65	115,83	150,65	500,07	895,02	899,19
3	70,02	78,03	81,13	130,12	143,08	193,06	777,09	800,39	1080,34
4	29,03	31,04	35,11	150,01	169,77	190,12	482,09	713,83	901,12
5	96,23	100,12	125,63	110,52	111,12	126,72	1505,27	2015	2829,33

(c) Problème avec 30 articles.

Nombre de périodes									
	10			20			30		
Structure	Min	Moyenne	Max	Min	Moyenne	Max	Min	Moyenne	Max
1	140,33	152,22	223,08	830,61	969,60	999,02	2771,06	3233,88	3600
2	202,09	211,71	230,45	996,65	2405,83	2630,1	2260,89	2585,72	2600
3	95,10	106,09	268,63	18810	1920,08	2103	2447,89	2548,89	3299
4	268,49	290,45	315,82	750,71	869,30	899,72	2002,90	2913,83	3600
5	311,02	412,30	508,32	520,02	1015,52	1706	3105,98	3305,08	3600

(2) Impact du temps de setup : le temps de setup joue un rôle important non seulement pour déterminer les tailles des lots optimales, mais aussi pour prendre des décisions sur la gestion de la capacité (Trigeiro et al., 1989). Dans nos expériences, le temps de setup varie entre 10 et 300. La Figure 2.3 montre une corrélation négative entre les quantités de produits à désassembler et le temps de setup. Il est intuitivement clair que les quantités désassemblées diminuent fortement à mesure que le temps de setup augmente. La diminution du temps de setup et l'augmentation de la

TABLE 2.5 – Impact de la capacité de désassemblage sur les différents coûts.

U_t	PT	CTV	CTA	CTS	CTR	CTC	CTD
140	601044	881064	233050	8492	9678	2400	26400
220	621600	893498	220130	11297	12196	3300	24975
400	757913	925025	108588	27235	23939	5600	1750
480	767813	941960	91719	49492	25636	6700	600

Profit Total : PT , Coût Total de Vente : CTV , Coût Total d'Achat : CTA , Coût Total de Stock : CTS , Coût Total de Rupture : CTR , Coût Total de Configuration : CTC , Coût Total de Dépassement de la capacité : CTD .

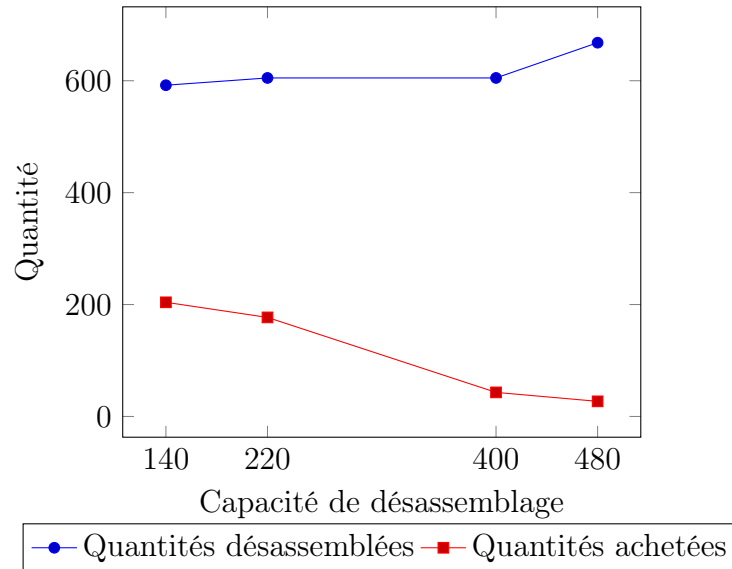


FIGURE 2.2 – Impact de la capacité sur les quantités de désassemblage et d’approvisionnement.

capacité ont des impacts similaires sur la quantité de produits à désassembler. Nous notons que le temps de setup peut être réduit en acquérant de nouvelles machines et/ou en réajustant les machines existantes.

(3) Impact du coût d’approvisionnement : l’importance des coûts d’approvisionnement externes dans les décisions concernant les tailles des lots rend important d’avoir un modèle économique viable. Ce dernier nous a permis de savoir jusqu’à quel

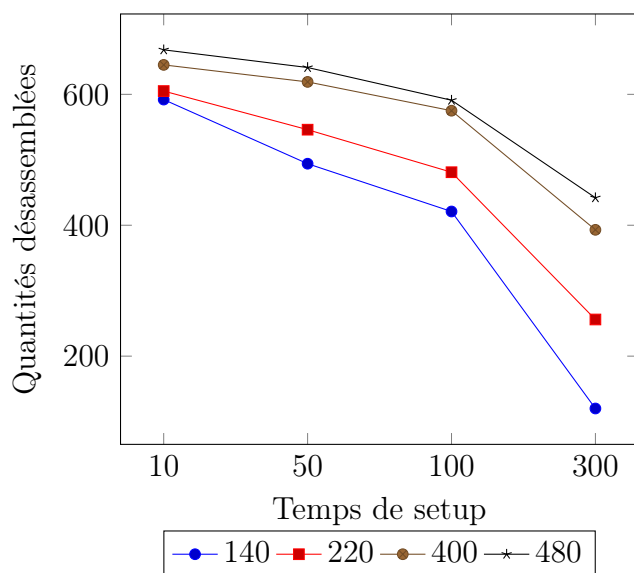


FIGURE 2.3 – Impact du temps de setup sur les quantités démontées.

coût d’approvisionnement il est rentable de répondre aux demandes en composants par l’opération de désassemblage. Pour ce faire, nous avons fixé la marge bénéficiaire γ à 1.5 et varié le ratio $\frac{\gamma}{\beta}$ entre 10^{-3} and 10^3 pour fixer le coût d’approvisionnement externe. La Figure 2.4 représente la somme des quantités d’articles obtenues par l’opération de désassemblage et par l’approvisionnement externes à différentes valeurs du ratio ($\frac{\gamma}{\beta}$). Cependant, une fois que la valeur de ce rapport passe un certain point (c’est-à-dire, $\frac{\gamma}{\beta} = 1, 10, 10^2$ ou 10^3), l’approvisionnement externe augmente considérablement.

Économiquement parlant, la demande externe devrait être satisfaite par les opérations de désassemblage si γ est suffisamment élevé par rapport à β pour couvrir tous les coûts de désassemblage (voir Tableau 2.6). En effet, les faibles coûts d’approvisionnement plaident pour une décision d’achat en générant des coûts liés au processus de désassemblage relativement faibles.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté un nouveau modèle générique du problème LSD avec une capacité limitée de désassemblage. Nous avons considéré un système de

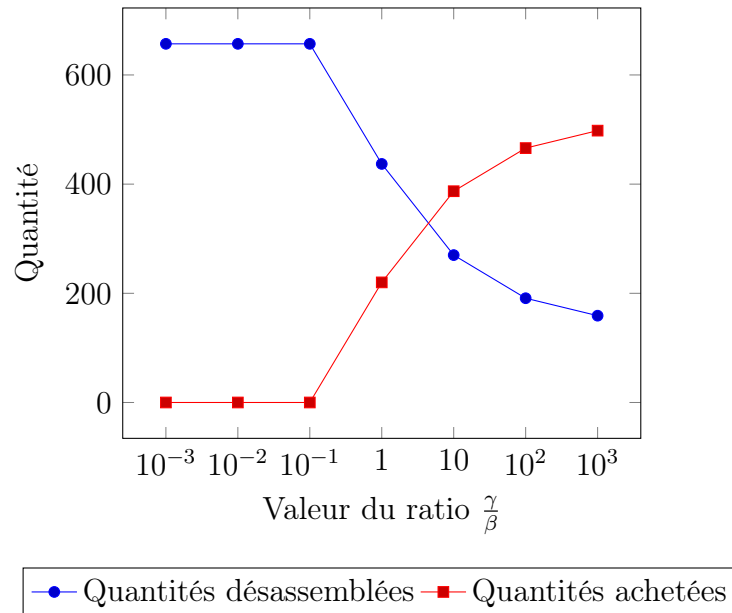


FIGURE 2.4 – Quantités désassemblées et quantités achetées selon différents scénarios de la valeur du ratio ($\frac{\gamma}{\beta}$).

TABLE 2.6 – Impact des coûts d’approvisionnement sur les différents coûts.

$\frac{\gamma}{\beta}$	<i>PT</i>	<i>CTV</i>	<i>CTA</i>	<i>CTS</i>	<i>CTR</i>	<i>CTC</i>	<i>CTD</i>
10^{-3}	127505	328718	0	1332	191882	2950	5050
10^{-2}	127505	328718	0	1332	191882	2950	5050
10^{-1}	127505	328718	0	1332	191882	2950	5050
1	150821	311447	25905	600	130221	3300	600
10	179682	300230	4270	1496	112130	2650	0
10^2	187367	294037	517	310	103443	2400	0
10^3	187923	294548	48	351	104026	2200	0

Voir la note de bas de page du Tableau 2.5

désassemblage avec un horizon de planification multi-période, un seul type de produit et une nomenclature de produit multi-niveau. Le modèle a été construit en supposant que la demandes en composants est dynamique et connue pour chaque article à chaque période. L’approvisionnement externe et le retard sur les livraisons sont autorisés, et les articles démontés peuvent être rejetés lors du processus de désassemblage.

Un modèle de Programmation Linéaire Mixte en nombres entiers (PLMNE) a été proposé pour représenter et résoudre de manière optimale le problème. L'objectif principal est de trouver un bon compromis entre les achats externes et les ventes des articles non-racines. Le modèle proposé cherche à maximiser le profit. Les résultats sur des tests générés de manière aléatoire ont indiqué que le modèle PLMNE donne le plan optimal de désassemblage pour la plupart des problèmes considérés dans un temps de calcul raisonnables.

Nous avons également mené une analyse de sensibilité sur la capacité de désassemblage, le temps de setup et le coût d'approvisionnement. Cette étude a fourni des informations de gestion utiles à savoir : (a) il est très important d'augmenter la capacité de désassemblage pour générer un profit élevé. Ici, nous avons clairement montré que l'augmentation de la capacité est un scénario de base qui peut augmenter à la fois la quantité de produits à désassembler et le profit total, (b) l'augmentation de la capacité de désassemblage peut être convertie en une diminution équivalente du temps de setup, et vice versa et (c) si la valeur du rapport entre la marge bénéficiaire et le coût d'achat du composant est supérieure ou égale à 10, il est préférable de commander le composant plutôt que de l'obtenir en démontant le produit.

Dans cette première partie du travail, les délais de désassemblage sont supposés connus. Cependant, les installations de désassemblage sont confrontées à un délai de réalisation incertain qui a un impact sur la planification des opérations de désassemblage. En effet, ce type d'incertitude peut affecter la livraison des commandes des clients en raison d'une disponibilité aléatoire des composants démontés. Les planificateurs, doivent donc gérer le désassemblage et le délais de remise à neuf comme un processus incertain. Les chapitres suivants mettent l'accent sur ce type de problème.

Chapitre 3

Planification de désassemblage mono-période sous incertitude des délais de remise à neuf

3.1 Introduction

Les activités de désassemblage se déroulent dans diverses opérations de récupération, notamment la réparation et la remise à neuf. Après avoir lancé l'opération de désassemblage, les articles démontés doivent être inspectés et les actions correctives (rénovation, réparation, nettoyage) seront alors apportées. Les activités de remise à neuf est la transformation des composants et des sous-ensembles en unités qui répondent à plusieurs normes de qualité (Thierry et al., 1995). Selon l'état du produit et sa complexité, l'étape de la remise à neuf est relativement longue et difficile à estimer. En effet le temps écoulé entre la passation d'un ordre de désassemblage et la réception des composants démontés peut être incertain. Pour cette raison, lorsqu'un produit en fin de vie est démonté, il est essentiel de s'assurer qu'il s'agit d'un bon modèle mathématique à fournir. Dans la littérature scientifique dédiée aux problèmes de planification de désassemblage, plusieurs techniques de modélisation mathématique ont été proposées pour modéliser les problèmes étudiés. Cependant, dans la plupart des études existantes, la programmation linéaire et l'approche par scénario sont privilégiées. Ceci est expliqué par le fait que l'incertitude est plus facile à modéliser sous forme d'un programme linéaire avec un ensemble de scénarios. Dans ce chapitre, nous allons analytiquement formuler le problème. La modélisation proposée est une présentation analytique de la fonction du coût à minimiser.

Ce chapitre traite un problème de planification de désassemblage mono-période avec une seule demande par composant. Cette demande est connue et fixe. Un système de désassemblage limité à une nomenclature à deux niveaux est également considérée. Le délai de remise à neuf de chaque composant est une variable aléatoire discrète indépendante dont les distributions de probabilité sont connues et modélisées par des intervalles fermés. Le problème est ensuite résolu par le modèle de “Newsboy”. Ici, notre objectif est de déterminer la date optimale de début de désassemblage du produit en fin de vie afin de minimiser l’Espérance mathématique du Coût Total (ECT).

3.2 Description du problème

Dans le présent chapitre, une structure du produit à deux niveaux représentée dans la Figure 3.1 est étudiée. Le produit en fin de vie (premier niveau) est démonté en articles ou composants $i = 1, \dots, n$ qui forment le deuxième niveau. La demande est fixe pour tous les articles. Sans perte de généralité, nous supposons une seule demande pour chaque article. Ces demandes (D_i) doivent être livrées à des dates de livraison prédéfinies (T_i).

Dans ce travail, nous examinons la situation dans laquelle la demande en composant doit être satisfaite par l’opération de désassemblage des produits en fin de vie. Ces composants peuvent être reçus après de délais de remises à neuf stochastiques où chaque composant doit subir à plusieurs opérations de rénovation afin d’obtenir les articles au niveau de qualité souhaitée. En effet, en fonction de l’état du produit en fin de vie, plusieurs tâches sont associées au processus de récupération des composants (désassemblage, remise à neuf et réparation). Pendant ce temps, le processus de récupération des produits ne fournit aucune information sur l’état des articles jusqu’à la fin du processus de désassemblage. Cela pourrait avoir un effet significatif sur la livraison d’un article spécifique pour les clients. Dans ce chapitre nous supposons que :

1. Il n’y a pas de relations de priorité entre les tâches de désassemblage produisant les n articles ;
2. La capacité de désassemblage est infinie ;
3. La demande en article i est livrée à un délai de livraison (T_i).
4. Une fois que le processus du désassemblage du produit fini est lancé, chaque composant est disponible après un délai aléatoire (L_i) ;

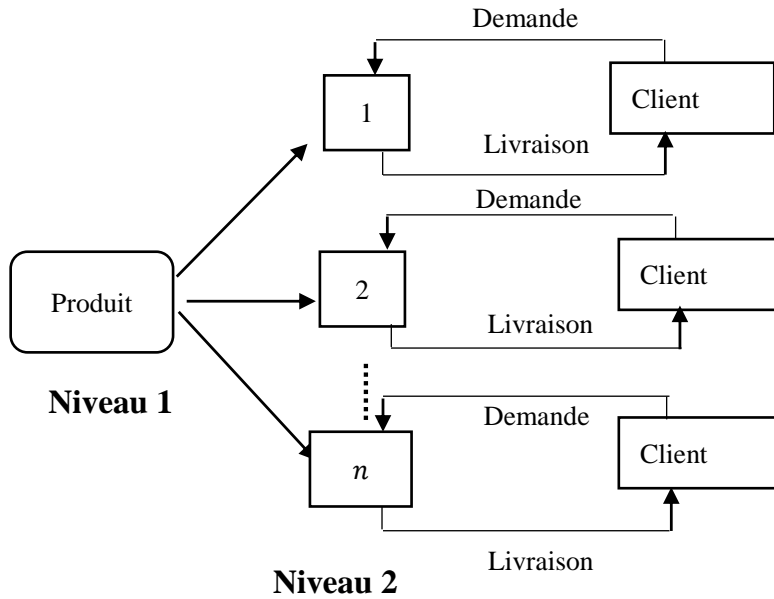


FIGURE 3.1 – Système de désassemblage à deux niveaux.

5. Le délai de remise à neuf (L_i) de chaque article i est une variable aléatoire avec une distribution de probabilité connue et bornée dans l'intervalle $[L_i^-, L_i^+]$;
6. Les délais de remise à neuf sont des variables aléatoires indépendantes et non identiquement distribuées ;
7. Comme le montre la Figure 3.2, le processus de désassemblage commence à l'instant X . A la date $M_i = L_i + X$, le processus de remise à neuf est terminé pour chaque composant i , et l'état de l'article désassemblé est déterminée ;
8. Si $L_i + X < T_i$, le composant i arrive avant sa date de livraison souhaitée par le client. Il va ainsi être stocké jusqu'à T_i . Ceci va engendrer un coût de stockage ;
9. De la même manière, si la demande en composant n'est pas livrée au moment souhaité ($L_i + X > T_i$), un coût de rupture est généré.

En raison de l'incertitude des délais de remise à neuf, il est difficile de respecter les délais de livraison souhaités par les clients. Pour cette raison, dans ce travail nous cherchons à minimiser les effets de cette incertitude. L'objectif est de déterminer la

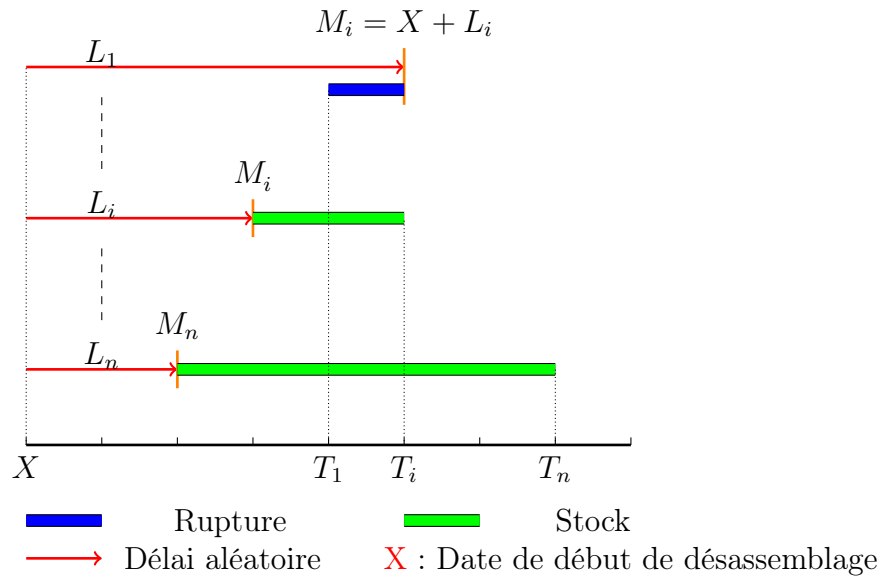


FIGURE 3.2 – Processus de désassemblage sous incertitude des délais de remise à neuf.

meilleure date de début de désassemblage (X) du produit en fin de vie afin de minimiser l'espérance du coût total qui est composé des coûts de stockage et de rupture pour chaque composant.

3.3 Formulation mathématique

Dans ce chapitre, nous cherchons à déterminer les dates optimales de lancement des ordres au niveau 1 qui minimisent la somme du coût de stockage des composants et du coût de rupture pour les composants du deuxième niveau. Dans le but de développer un modèle approprié pour le système de remise à neuf discret proposé dans le présent chapitre, la construction d'une représentation mathématique claire et précise est nécessaire. Avant de la fournir, les notations mathématiques peuvent être résumées ci-dessous pour un système de désassemblage à deux niveaux avec une demande fixe et un délai incertain pour chaque composant :

TABLE 3.1 – Notations.

Paramètres :	
i	Indice de l'article i , $i \in n$,
T_i	Date de livraison de chaque article i ,
D_i	Demande externe en article i ,
h_i	Coût unitaire de stockage d'une unité d'article i ,
b_i	Coût unitaire de rupture une unité d'article i ,
L_i	Délai réel de remise à neuf pour l'article i , qui varie entre $[L_i^-, L_i^+]$;
M_i	Date réelle de réception d'article i , avec $M_i = X + L_i$.
Variable de décision :	
X	Date de début de désassemblage du produit en fin de vie.
Fonctions :	
$\mathbb{E}(\cdot)$	Valeur de l'espérance mathématique,
$F_i(\cdot)$	Fonction de distribution cumulée de la variable aléatoire,
T_i^+	$\max(M_i, T_i)$,
T_i^-	$\min(M_i, T_i)$,
$(Z)^+$	Maximum entre 0 et z ,
$(Z)^-$	Minimum entre 0 et z .

Proposition 3.3.1. *Pour le système décrit dans la section précédente, le coût total, noté par $CT(X, \mathcal{L})$, est le suivant :*

$$CT(X, \mathcal{L}) = \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i)T_i^+ - M_i h_i - b_i T_i \right) \quad (3.1)$$

sous contraintes :

$$X \in \left[\left[\min_{\forall i \in [1, n]} \{T_i - L_i^+\}; \max_{\forall i \in [1, n]} \{T_i - L_i^-\} \right] \right]$$

et

$$\mathcal{L} = \{L_1, \dots, L_n\}$$

Démonstration. Le coût total est égal à la somme des coûts de stockage et de rupture pour tous les articles.

Comme le montre la Figure 3.2, si un article i est disponible avant T_i , il est stocké pendant les périodes $T_i - T_i^-$. Le coût de stockage $C_H(X, \mathcal{L})$ peut être formulé comme suit :

$$C_H(X, \mathcal{L}) = \sum_{i=1}^n h_i(T_i - T_i^-) \quad (3.2)$$

De même, si un article i est disponible après T_i , il est en rupture durant les périodes $T_i^+ - T_i$. Le coût de rupture $C_B(X, \mathcal{L})$ peut être formulé comme suit :

$$C_B(X, \mathcal{L}) = \sum_{i=1}^n b_i(T_i^+ - T_i) \quad (3.3)$$

Sachant que $A + B = \max(A, B) + \min(A, B)$ alors :

$$T_i + M_i = T_i^+ + T_i^-$$

$$T_i^- = T_i + M_i - T_i^+$$

$$CT(X, \mathcal{L}) = \sum_{i=1}^n h_i(T_i - T_i^-) + \sum_{i=1}^n b_i(T_i^+ - T_i)$$

et par la suite :

$$CT(X, \mathcal{L}) = \sum_{i=1}^n \left(h_i(T_i - (T_i + M_i - T_i^+)) + b_i(T_i^+ - T_i) \right)$$

$$CT(X, \mathcal{L}) = \sum_{i=1}^n \left(h_i(T_i^+ - M_i) + b_i(T_i^+ - T_i) \right)$$

$$CT(X, \mathcal{L}) = \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i)T_i^+ - M_i h_i - b_i T_i \right)$$

La valeur du coût total peut être facilement déduite. □

Le délais de remise à neuf $L_i, \forall i = 1, \dots, n$ sont des variables aléatoires discrètes. Par conséquent, ce coût total est une variable aléatoire avec un nombre fini de valeurs possibles. Par la suite, nous pouvons calculer son espérance mathématique (voir exemple illustratif dans la Figure 3.3).

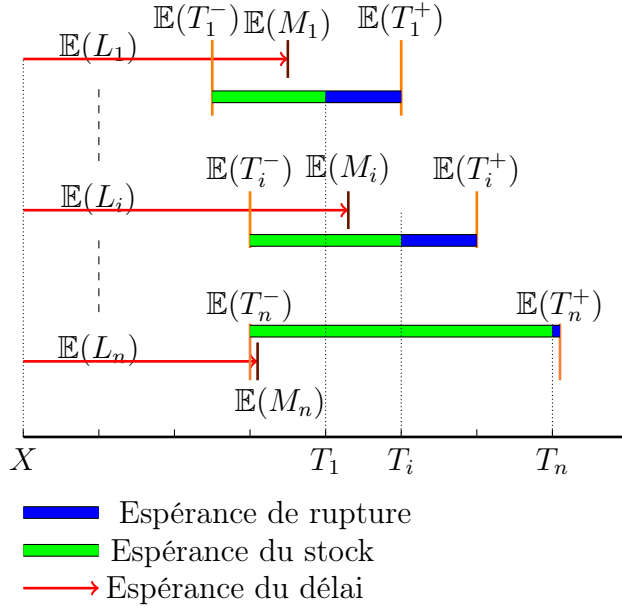


FIGURE 3.3 – Composition de l'espérance mathématique du coût total.

Proposition 3.3.2. *L'espérance mathématique du coût total, notée $\mathbb{E}(C(X, \mathcal{L}))$, est donnée par l'expression suivante :*

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(C(X, \mathcal{L})) &= \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) \sum_{s \geq T_i} (1 - F_i(s - X) + h_i T_i) \right) \\ &\quad - \sum_{i=1}^n h_i (X + \mathbb{E}(L_i)) \end{aligned} \quad (3.4)$$

Démonstration. En utilisant l'équation (3.1), $\mathbb{E}(C(X, \mathcal{L}))$ peut être formulé comme suit :

$$\mathbb{E}(C(X, \mathcal{L})) = \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) \mathbb{E}(T_i^+) - h_i \mathbb{E}(M_i) - b_i T_i \right) \quad (3.5)$$

Par la suite :

$$\mathbb{E}(C(X, \mathcal{L})) = \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) \mathbb{E}(T_i^+) - h_i \mathbb{E}(X + L_i) - b_i T_i \right)$$

$$\begin{aligned}\mathbb{E}(C(X, \mathcal{L})) &= \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) \mathbb{E}(T_i^+) - h_i X - h_i \mathbb{E}(L_i) - b_i T_i \right) \\ \mathbb{E}(C(X, \mathcal{L})) &= \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) \mathbb{E}(T_i^+) - b_i T_i \right) - (X + \mathbb{E}(L_i) \sum_{i=1}^n h_i)\end{aligned}$$

Afin de déterminer la valeur exacte de l'espérance mathématique, il ne nous reste qu'à calculer $\mathbb{E}(L_i)$ et $\mathbb{E}(T_i^+)$.

Définition 3.3.3. Soit τ une variable aléatoire discrète positive avec un nombre fini de valeurs possibles. Son espérance mathématique est égale à :

$$\mathbb{E}(\tau) = \sum_{s \geq 0} s \times \mathbb{P}(\tau = s) = \sum_{s \geq 0} (1 - \mathbb{P}(\tau \leq s)) \quad (3.6)$$

Dans [Ben-Ammar et al. \(2018\)](#); [Fallah-Jamshidi et al. \(2011\)](#); [Guiras et al. \(2019\)](#); [Hnaien \(2008\)](#); [Hnaien et al. \(2009\)](#); [Sakiani et al. \(2012\)](#), cette expression a été utilisée pour calculer l'espérance mathématique des dates d'assemblage des composants et des produits finis.

Soit T_i^+ une variable aléatoire discrète positive avec un nombre fini de valeurs possibles. Donc, $\forall i = 1, \dots, n$:

$$\mathbb{E}(T_i^+) = \mathbb{E}(\max(M_i, T_i)) = \sum_{s \geq 0} 1 - \mathbb{P}(\max(M_i, T_i) \leq s)$$

Sachant que :

$$\mathbb{P}(\max(M_i, T_i) \leq s) = \mathbb{P}(M_i \leq s; T_i \leq s)$$

et qu'un article i est disponible à la période M_i , ainsi que cette M_i ne dépend pas de T_i , alors :

$$\mathbb{P}(\max(M_i, T_i) \leq s) = \mathbb{P}(M_i \leq s) \times \mathbb{P}(T_i \leq s)$$

et :

$$\mathbb{E}(T_i^+) = \sum_{s \geq 0} 1 - \mathbb{P}(M_i \leq s) \times \mathbb{P}(T_i \leq s)$$

En revanche, la date de livraison souhaitée par le client T_i est connu et supérieur à 0 :

$$\begin{cases} \mathbb{P}(T_i \leq s) = 0 & \forall s > T_i \\ \mathbb{P}(T_i > s) = 1 & \forall s \leq T_i \end{cases}$$

Alors $\forall i = 1, \dots, n$:

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(T_i^+) &= \sum_{s \geq 0} (1 - \mathbb{P}(M_i \leq s) \times \mathbb{P}(T_i \leq s)) \\ &= \sum_{0 \leq s \leq T_i} (1 - \mathbb{P}(M_i \leq s) \times \mathbb{P}(T_i \leq s)) \\ &\quad + \sum_{s \geq T_i} (1 - \mathbb{P}(M_i \leq s) \times \mathbb{P}(T_i \leq s)) \\ &= \sum_{0 \leq s \leq T_i} (1 - \mathbb{P}(M_i \leq s) \times 0) + \sum_{s \geq T_i} (1 - \mathbb{P}(M_i \leq s) \times 1) \\ &= \sum_{0 \leq s \leq T_i} (1) + \sum_{s \geq T_i} (1 - \mathbb{P}(M_i \leq s) \times 1) \end{aligned} \tag{3.7}$$

Donc

$$\mathbb{E}(T_i^+) = T_i + \sum_{s \geq T_i} (1 - \mathbb{P}(M_i \leq s)) \tag{3.8}$$

Par la suite :

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(C(X, \mathcal{L})) &= \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) \mathbb{E}(T_i^+) - b_i T_i \right) - (X + \mathbb{E}(L_i)) \sum_{i=1}^n h_i \\ &= \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) \times \left(T_i + \sum_{s \geq T_i} (1 - \mathbb{P}(M_i \leq s)) \right) - b_i T_i \right) - (X + \mathbb{E}(L_i)) \sum_{i=1}^n h_i \\ &= \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) \times \left(\sum_{s \geq T_i} (1 - \mathbb{P}(M_i \leq s)) \right) + (b_i + h_i) \times (T_i) - b_i T_i \right) - (X + \mathbb{E}(L_i)) \sum_{i=1}^n h_i \end{aligned}$$

$$= \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) \times \left(\sum_{s \geq T_i} (1 - \mathbb{P}(M_i \leq s)) \right) + h_i T_i \right) - (X + \mathbb{E}(L_i)) \sum_{i=1}^n h_i$$

Sachant que $\forall i = 1, \dots, n$, $M_i = X + L_i$, l'expression de $\mathbb{E}(C(X, \mathcal{L}))$ peut être facilement déterminée. \square

Dans cette section, nous avons présenté le modèle mathématique qui calcule l'espérance mathématique du coût total. La question devient alors : quand devrions-nous commencer l'opération de désassemblage pour minimiser l'ECT ? Le modèle Newsboy est utilisé pour optimiser le problème étudié et trouver la solution optimale (X^*). Cette méthode est développée dans la section suivante.

3.4 Approche de résolution

Afin de déterminer la date de début optimale de désassemblage du produit en fin de vie qui minimise $\mathbb{E}(C(X, \mathcal{L}))$ exprimé en équation (3.4), nous proposons une formule Newsboy. Cette dernière, a reçu beaucoup d'attention dans la littérature liée la recherche opérationnelle et la gestion des stocks et plus particulièrement celle liée aux problèmes de planification des opérations d'assemblage. Principalement, les nombreuses versions de ce modèle déterminent sous différentes hypothèses, les délais planifiés et les quantités en stock qui satisfont de manière optimale une demande incertaine (voir par exemple Dupont (1998); Hu et al. (2010); Shao and Ji (2006)) ou un délai de livraison incertain Ben-Ammar et al. (2019, 2018); Dolgui et al. (2013); Ould-Louly and Dolgui (2002); Week (1979). D'après notre revue de la littérature, nous sommes les premiers à développer cette approche pour résoudre un problème de planification de désassemblage mono-période sous incertitude des délais de remise à neuf.

Proposition 3.4.1. *La solution optimale X^* qui minimise l'équation (3.4) est unique et vérifie l'expression suivante :*

$$\sum_{i=1}^n (b_i + h_i) \times F_i(T_i - X^* - 1) \leq \sum_{i=1}^n b_i \leq \sum_{i=1}^n (b_i + h_i) \times F_i(T_i - X^*) \quad (3.9)$$

où $F_i(\cdot)$ est la fonction de distribution cumulée du délai L_i .

Notons que pour $n = 1$, c'est à dire, pour un seul type de composant, nous retrouvons le modèle discret de Newsboy proposé par [Dupont \(1998\)](#); [Ould-Louly and Dolgui \(2001\)](#).

Démonstration. Soit $G(X)$ et $G(X - 1)$ deux fonctions telles que :

$$\begin{aligned} G(X) &= \mathbb{E}(C(X + 1, \mathcal{L})) - \mathbb{E}(C(X, \mathcal{L})) \\ G(X - 1) &= \mathbb{E}(C(X - 1, \mathcal{L})) - \mathbb{E}(C(X, \mathcal{L})) \end{aligned}$$

Soit X^* la solution optimale. Par la suite, il faut montrer que $G(X^*)$ est positive et $G(X^* - 1)$ est négative. Si celles-ci sont vérifiées, alors les conditions nécessaires et suffisantes pour l'existence d'une valeur X^* minimisant $\mathbb{E}(C(X, \mathcal{L}))$ sont comme suit :

$$\begin{cases} \mathbb{E}(C(X^*, \mathcal{L})) \leq \mathbb{E}(C(X^* + 1, \mathcal{L})) \\ \mathbb{E}(C(X^*, \mathcal{L})) \leq \mathbb{E}(C(X^* - 1, \mathcal{L})) \end{cases}$$

Cela revient à montrer que $G(X^*) \geq 0$ et $G(X^* - 1) \leq 0$. En d'autres termes, démontrer que :

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n b_i - \sum_{i=1}^n ((b_i + h_i) \times F_i(T_i - X^* - 1)) \geq 0 \\ \sum_{i=1}^n b_i - \sum_{i=1}^n ((b_i + h_i) \times F_i(T_i - X^*)) \leq 0 \end{cases}$$

Pour le calcul de $G(X^*)$ on a :

$$\begin{aligned} G(X^*) &= \mathbb{E}(C(X^* + 1, \mathcal{L})) - \mathbb{E}(C(X^*, \mathcal{L})) \\ &= \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) \times \sum_{s \geq T_i} (1 - F_i(s - X^* - 1)) + h_i T_i \right) - \sum_{i=1}^n h_i (X^* + \mathbb{E}(L_i) + 1) \\ &\quad - \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) \times \sum_{s \geq T_i} (1 - F_i(s - X^*)) + h_i T_i \right) - \sum_{i=1}^n h_i \times (X^* + \mathbb{E}(L_i)) \\ &= - \sum_{i=1}^n h_i + \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) \times (F_i(S - X^*) - F_i(T_i - X^* - 1)) \right) \end{aligned}$$

On sait que $F_i(S - X) = 1$, donc : $G(X^*) = - \sum_{i=1}^n h_i + \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) \times \left(1 - F_i(T_i - X^* - 1) \right) \right)$

$$G(X^*) = - \sum_{i=1}^n h_i + \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) - \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) \times F_i(T_i - X^* - 1) \right) \right)$$

Alors :

$$G(X^*) = \sum_{i=1}^n b_i - \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) \times F_i(T_i - X^* - 1) \right)$$

On passe au calcul de $G(X^* - 1)$:

$$\begin{aligned} G(X^* - 1) &= \mathbb{E}(C(X^* - 1, \mathcal{L})) - \mathbb{E}(C(X^*, \mathcal{L})) \\ &= \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) \times \sum_{s \geq T_i} \left(1 - F_i(s - X^* + 1) \right) + h_i T_i \right) - \sum_{i=1}^n h_i \times (X^* + \mathbb{E}(L_i) - 1) \\ &\quad - \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) \times \left(\sum_{s \geq T_i} \left(1 - F_i(s - X^*) \right) + h_i T_i \right) - \sum_{i=1}^n h_i \times (X^* + \mathbb{E}(L_i)) \right) \\ &= \sum_{i=1}^n (b_i + h_i) \times \sum_{s \geq T_i} (1 - F_i(s - X^* + 1)) + \sum_{i=1}^n h_i - \sum_{i=1}^n (b_i + h_i) \times \sum_{s \geq T_i} (1 - F_i(s - X^*)) \\ &= \sum_{i=1}^n h_i + \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) \times \sum_{s \geq T_i} \left(F_i(s - X^*) - F_i(s - X^* + 1) \right) \right) \end{aligned}$$

Supposons que $s = T_i, \dots, S$. On sait que $F_i(S - X^* + 1) = 1$:

$$G(X^* - 1) = - \sum_{i=1}^n b_i + \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) \times F_i(T_i - X^*) \right)$$

On a donc :

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n b_i - \sum_{i=1}^n ((b_i + h_i) \times F_i(T_i - X^* - 1)) \geq 0 \\ \sum_{i=1}^n b_i - \sum_{i=1}^n ((b_i + h_i) \times F_i(T_i - X^*)) \leq 0 \end{cases}$$

Ça revient à démontrer que :

$$G(X^*) \geq 0$$

$$G(X^* - 1) \geq 0$$

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n b_i - \sum_{i=1}^n ((b_i + h_i) \times F_i(T_i - X^* - 1)) \geq 0 \\ -\sum_{i=1}^n b_i + \sum_{i=1}^n ((b_i + h_i) \times F_i(T_i - X^*)) \geq 0 \end{cases}$$

Par conséquent, l'équation (3.9) peut être déduite. Elle représente la condition d'optimalité pour le modèle de Newsboy discret.

Théoriquement, l'entier X^* qui donne l'optimum n'est pas unique. Pour prouver le caractère unique de cette solution optimale, nous devons prouver la convexité de la fonction objectif. Pour ce faire, nous introduisons deux fonctions $R(X^*)$ et $R(X^* - 1)$ vérifiant les égalités suivantes :

$$R(X^*) = G(X^* + 1) - G(X^*)$$

et

$$R(X^* - 1) = G(X^*) - G(X^* - 1)$$

Pour que l'espérance mathématique soit une fonction convexe, nous devons prouver que $R(X^*)$ et $R(X^* - 1)$ sont positifs. Nous commençons par calculer la valeur de $R(X^*)$:

$$R(X^*) = G(X^* + 1) - G(X^*)$$

$$R(X^*) = \mathbb{E}(C(X^* + 2, \mathcal{L})) - \mathbb{E}(C(X^* + 1, \mathcal{L})) - \mathbb{E}(C(X^* + 1, \mathcal{L})) + \mathbb{E}(C(X^*, \mathcal{L}))$$

$$\begin{aligned} &= \sum_{i=1}^n b_i - \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) \times F_i(T_i - (X^* + 1) - 1) \right) \\ &\quad - \sum_{i=1}^n b_i - \sum_{i=1}^n \left((b_i + h_i) \times F_i(T_i - X^* - 1) \right) \end{aligned}$$

$$= \sum_{i=1}^n (b_i + h_i) \times \left(F_i(T_i - X^* - 1) - F_i(T_i - X^* - 2) \right)$$

D'une part, $F(\cdot)$ est croissante, alors :

$$= \sum_{i=1}^n (b_i + h_i) \times \left(F_i(T_i - X^* - 1) - F_i(T_i - X^* - 2) \right) \geq 0$$

On passe au calcul de $R(X^* - 1)$:

$$R(X^* - 1) = G(X^*) - G(X^* - 1)$$

$$= \sum_{i=1}^n (b_i + h_i) \times \left(F_i(T_i - X^*) - F_i(T_i - X^* - 1) \right)$$

D'autre part, $F_i(\cdot)$ est croissante. Par la suite nous pouvons facilement déduire que $R(X^* - 1) \geq 0$.

Nous déduisons donc que $\mathbb{E}(C(X, \mathcal{L}))$ est convexe et vérifie le critère unique de la solution optimale. □

3.5 Résultats numériques

Dans cette section, nous allons présenter les résultats numériques afin d'étudier les performances du modèle proposé. Le modèle mathématique et la formule Newsboy ont été implémentés en C++. Les études numériques ont été effectuées sur un processeur Intel (R) Core i7-5500 à une fréquence d'horloge de 2,4 GHz, avec 8 Go de mémoire.

3.5.1 Exemple numérique

Un exemple numérique est donné pour tester la solution optimale fournie par la formule Newsboy. Une petite instance, avec un système de désassemblage composé

de 10 articles, est considérée. Pour chaque article (i), les paramètres suivants sont donnés dans le Tableau 3.2 : le coût unitaire de stockage (h_i), le coût unitaire de rupture (b_i) et la date de livraison souhaitée par le client (T_i). Les distributions de probabilité associées sont répertoriées dans le Tableau 3.3. Par exemple, le délai de remise à neuf réel pour le composant 1 varie entre 1 et 5, pour le composant 2, il varie entre 2 et 6, ainsi de suite.

TABLE 3.2 – Caractéristiques des données.

(i)	1	2	3	4	5
h_i	5	9	5	8	12
b_i	100	120	106	125	162
T_i	10	8	7	11	9
(i)	6	7	8	9	10
h_i	8	5	11	24	12
b_i	269	285	100	107	201
T_i	9	7	8	10	6

TABLE 3.3 – Distribution des probabilités des délais de remise à neuf.

ω	1	2	3	4	5	6
$\mathbb{P}(L_1 = \omega)$	0,2	0,1	0,1	0,4	0,2	-
$\mathbb{P}(L_2 = \omega)$	-	0,2	0,1	0,2	0,3	0,2
$\mathbb{P}(L_3 = \omega)$	0,8	0,1	0,05	0,03	0,02	-
$\mathbb{P}(L_4 = \omega)$	-	0,01	0,01	0,01	0,01	0,96
$\mathbb{P}(L_5 = \omega)$	0,85	0,05	0,05	0,07	0,02	-
$\mathbb{P}(L_6 = \omega)$	0,01	0,1	0,6	0,2	0,09	-
$\mathbb{P}(L_7 = \omega)$	-	0,09	0,01	0,1	0,35	0,45
$\mathbb{P}(L_8 = \omega)$	-	0,9	0,02	0,03	0,03	0,02
$\mathbb{P}(L_9 = \omega)$	0,11	0,6	0,1	0,09	0,1	-
$\mathbb{P}(L_{10} = \omega)$	-	0,08	0,02	0,2	0,25	0,45

Afin d'obtenir le front de Pareto, nous exécutons toutes les solutions possibles (voir Figure 3.4). La solution optimale qui correspond à la date de début de désassemblage optimale du produit ($X^* = 1$), minimise l'espérance mathématique du coût total. Nous notons que moins d'une seconde est nécessaire pour obtenir la solution optimale.

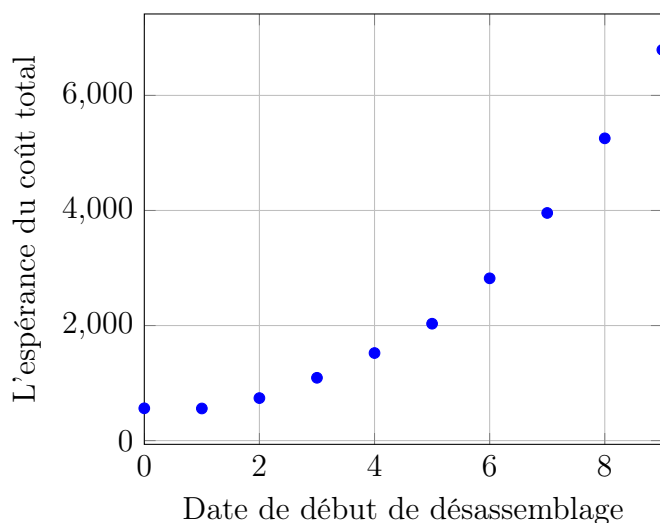


FIGURE 3.4 – Front de Pareto de toutes les solutions possibles

3.5.2 Tests de performance

Afin d’analyser l’effet de la variabilité des délais de remise à neuf sur la robustesse et la stabilité du modèle proposé, l’effet de la variance (VAR) est traité en fonction du nombre d’articles : (10, 50, 100 et 500) (voir Figure 3.5). Pour ce faire, nous générons 400 instances différentes. Les coûts unitaires de stockage et de rupture, ainsi que les dates de livraison sont générés de manière aléatoire, comme indiqué dans le Tableau 3.4. Dans ce tableau, $D \sim U(a, b)$ signifie que le paramètre suit la distribution uniforme discrète caractérisée par l’intervalle $[a, b]$.

TABLE 3.4 – Génération des données

Paramètre	Valeur
h_i	$D \sim U(5, 100)$
b_i	$h_i \times D \sim U(1, 30)$
T_i	$D \sim U(5, 20)$

Pour les délais incertains, nous considérons la même distribution de probabilité pour tous les articles. Cette distribution, notée par VAR (a), est le cas de référence. Elle est caractérisée comme suit :

$\mathbb{P}(L_i = 1) = 0,245$, $\mathbb{P}(L_i = 2) = 0,48$, $\mathbb{P}(L_i = 3) = 0,255$, $\mathbb{P}(L_i = 4) = 0,01$ et $\mathbb{P}(L_i = 5) = 0,01$.

Soit X^* la date optimale de début de désassemblage et $\mathbb{E}(C(X^*, \mathcal{L}))$ l'espérance du coût total optimal correspondant au VAR(a). Afin d'évaluer la robustesse de la solution optimale, nous faisons varier la variance des délais entre -75% et $+75\%$ comme détaillé dans le Tableau 3.5.

TABLE 3.5 – Les distributions modifiées correspondant aux différents niveaux de VAR(a).

VAR	ω	1	2	3	4	5
-75%	$\mathbb{P}(L_i = \omega)$	0,01	0,95	0,02	0,01	0,01
-50%	$\mathbb{P}(L_i = \omega)$	0,08	0,79	0,09	0,01	0,01
-25%	$\mathbb{P}(L_i = \omega)$	0,16	0,63	0,17	0,01	0,01
Var(a)	$\mathbb{P}(L_i = \omega)$	0,245	0,48	0,255	0,01	0,01
+25%	$\mathbb{P}(L_i = \omega)$	0,32	0,32	0,33	0,01	0,01
+50%	$\mathbb{P}(L_i = \omega)$	0,40	0,16	0,41	0,01	0,01
+75%	$\mathbb{P}(L_i = \omega)$	0,47	0,01	0,48	0,01	0,01

La Figure 3.5 montre que la variation de l'espérance du coût total (ECT) diminue avec l'augmentation du nombre d'articles. Cependant, cette variation moyenne reste inférieure à 5%. Dans le pire des cas, la variation absolue maximale d' ECT ne dépasse pas les 14% (voir la Figure 3.6). Cela prouve que notre approche reste robuste même si la variation de la variance des délais atteint $\pm 75\%$. Il est nécessaire de noter que, pour toutes les instances, moins de 5 secondes en moyenne sont nécessaires pour obtenir les solutions optimales.

Dans ce qui suit, nous étudions l'effet de la variation du coût de rupture. Le système de désassemblage avec 10 articles est considéré. Les coûts unitaires de stockage et de rupture sont générés aléatoirement comme mentionné dans le Tableau 3.4.

Pour les dates de livraison, 4 cas sont considérés : $T_i \sim U(5, 5)$, $T_i \sim U(5, 10)$, $T_i \sim U(5, 20)$ et $T_i \sim U(5, 50)$. Pour chaque cas, 100 instances ont été testées. On note que pour chaque article, le délai réel varie entre 1 et $D \sim U(2, 5)$. Il est considéré comme ayant une distribution discrète aléatoire. Nous considérons $b_i = 2 \times h_i$ comme le cas de référence. Nous varions le ratio b_i/h_i entre 1 et 9.

Comme le montre la Figure 3.7, la variation de l'espérance mathématique du coût

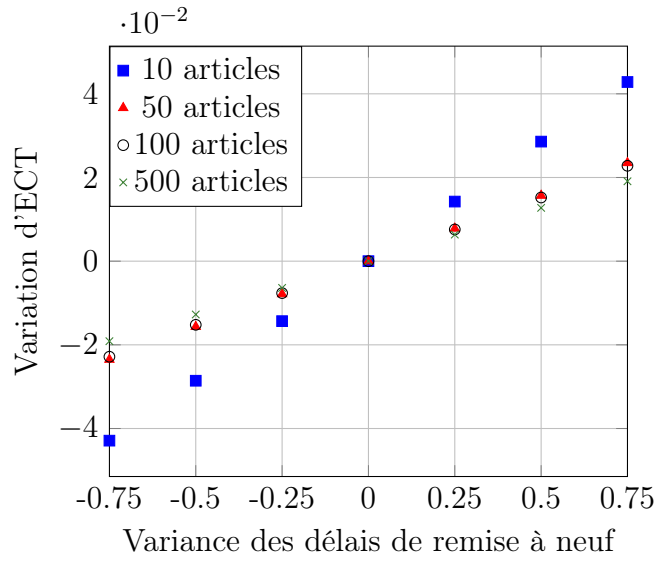


FIGURE 3.5 – Effet de la variation des délais sur l'ECT.

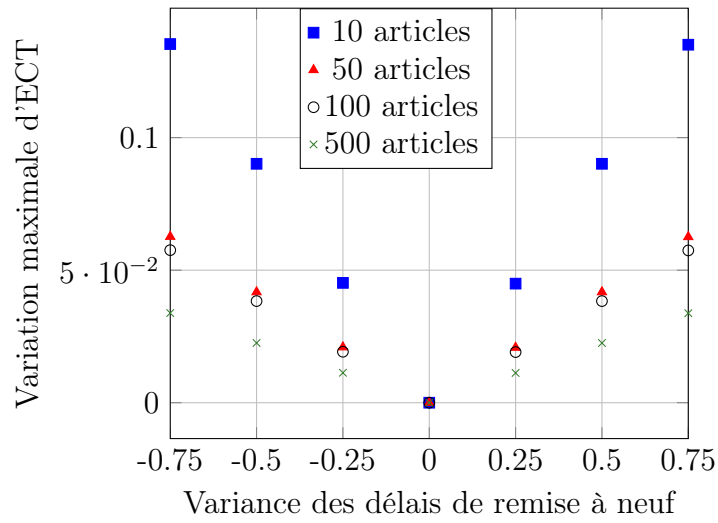


FIGURE 3.6 – Variation maximale de l'ECT.

total augmente non seulement lorsque l'intervalle de date de livraison diminue, mais aussi lorsque le ratio b_i/h_i augmente. Cela prouve que l'approche proposée semble moins robuste lorsque le coût unitaire de rupture est sous-estimé et lorsque les dates de livraison sont très proches les unes les autres.

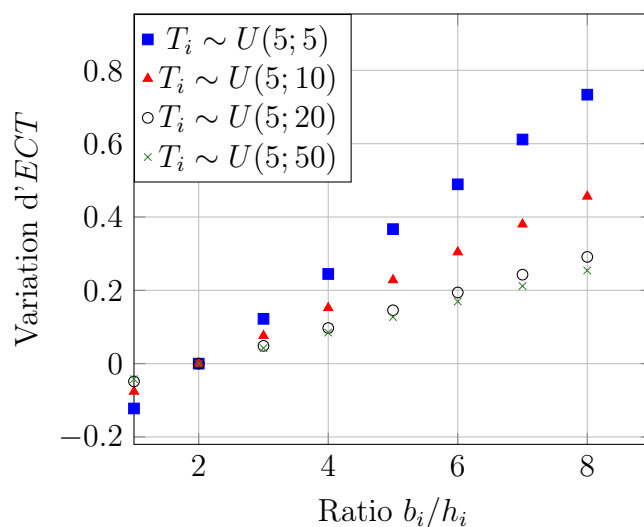


FIGURE 3.7 – Effet de la variation du coût unitaire de rupture sur l'ECT.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons développé un modèle pour analyser un système de désassemblage mono-période quand les délais de remise à neuf sont incertains. Nous avons considéré un seul type de produit en fin de vie qui est décomposé en plusieurs articles. En premier lieu, nous avons développé une expression analytique de la fonction du coût. Cette fonction minimise la somme des coûts de stockage et de rupture des composants. Une approche basée sur la formule Newsboy est développée pour minimiser l'espérance mathématique du coût total et optimiser la date de début du processus de désassemblage. Il est indispensable de noter que notre modèle peut facilement être mis en œuvre dans la pratique pour définir le délai planifié dans un système de planification et de contrôle du désassemblage. En deuxième lieu, afin de tester la robustesse de l'approche proposée, une première étude de sensibilité sur les distributions de probabilité des délais de remise à neuf est réalisée. Les résultats soulignent qu'il est important d'obtenir de bonnes données statistiques pour obtenir une estimation fiable des distributions de probabilité. La deuxième analyse de sensibilité se concentre sur l'effet de la variation de coût de rupture sur la qualité de la solution. Cela suggère l'importance de prendre en compte le ratio b_i/h_i dans la prise de décision afin d'optimiser la planification du désassemblage.

Bien que la modélisation analytique montre bien son efficacité pour résoudre le problème étudié dans un temps de calcul très raisonnable, l'extension de ce dernier

pour le cas multi-période avec des demandes dynamiques et une restriction sur la capacité de désassemblage semble être difficile. Pour cette raison, nous allons faire recours à la programmation stochastique pour traiter ce cas de problème dans le chapitre suivant.

Chapitre 4

Planification de désassemblage multi-période sous incertitude des délais de remise à neuf

4.1 Introduction

Comme expliqué précédemment, le processus de désassemblage implique un degré d'incertitude lié au délai de remise à neuf. Cette incertitude peut être due à des problèmes techniques (absentéisme, panne machine, capacité de désassemblage, etc.) ou à des problèmes économiques liés principalement à la variation du coût d'acquisition des produits en fin de vie.

Une fois que l'opération de désassemblage est lancée, les composants sont soumis à plusieurs processus de rénovation (réparation, nettoyage, etc.) pour atteindre le niveau de qualité requis, et par la suite ce processus peut prendre plusieurs semaines. Le décalage entre le traitement d'une opération d'assemblage et la disponibilité de la pièce qui en résulte est appelé "lead time" dans la littérature de planification de la production. Dans un contexte de réusinage, ces délais de remise à neuf sont difficiles à prévoir, car la qualité des composants n'est connue qu'une fois le composant est démonté. Dans cette situation chaque composant désassemblé est reçu après un délai aléatoire.

La gestion de l'incertitude des délais de remise à neuf joue un rôle important dans la planification du démontage et la gestion des stocks. En effet, une mauvaise politique peut entraîner des retards et des stocks inutiles. A notre connaissance, il

n'existe pas des travaux dans la littérature qui aident les décideurs à déterminer les dates et les quantités optimales de désassemblage sous incertitude de délais de remise à neuf dans un environnement multi-période.

Dans ce chapitre, les délais stochastiques sont modélisés par des intervalles fermés en utilisant l'approche basée sur les scénarios. Ces délais ont été pris comme des variables aléatoires indépendantes avec des distributions de probabilité quelconques connues. L'objectif est de proposer le meilleur plan de désassemblage garantissant le meilleur compromis entre les coûts de setup et la somme d'espérance des coûts de stockage et de rupture de stock sur un horizon de planification fini.

Les contributions et les innovations abordées dans ce chapitre sont présentées de la manière suivante :

1. Le problème étudié est formulé comme un modèle de Programmation Linéaire Mixte en Nombres Entiers (PLMNE) stochastique sous un ensemble de scénarios possibles qui dépendent des délais de remise à neuf des composants obtenus par démontage. Nous constatons que le PLMNE proposé est difficile à résoudre en raison du grand nombre de scénarios.
2. Pour contourner cet obstacle, et pour rendre le problème d'optimisation tractable, nous avons développé une technique d'Agrégation de Scénarios (AS). Plus précisément, nous proposons une nouvelle formulation de la contrainte de stockage qui réduit considérablement le nombre de scénarios. Le modèle qui en résulte optimise l'espérance mathématique du coût total dans un délai raisonnable.
3. En outre, nous montrons que, pour un nombre particulier de composants/périodes ou des délais, la technique d'agrégation de scénarios peut fournir un nombre exponentiel de scénarios. Pour résoudre des problèmes à grande échelle, nous couplons cette technique avec l'échantillonnage de Monte Carlo (MC).
4. Des expériences de calcul approfondies évaluent l'efficacité des approches proposées. Les résultats des calculs sur les problèmes générés de manière aléatoire montrent que les méthodes proposées sont performantes. En outre, la méthode d'échantillonnage résultante fournit une bonne approximation, et nos tests montrent la convergence de l'estimateur de l'Approximation Moyenne de l'Echantillon (AME).

4.2 Description du problème

Un problème de planification des opérations de désassemblage sur plusieurs périodes avec une nomenclature à deux-niveau et un seul type de produit est étudié. Comme il est expliqué dans le chapitre précédent, le produit en fin de vie qui représente le premier niveau est démonté en N composants ou articles. La quantité demandée des produits en fin de vie est disponible sur le marché et la capacité de temps de désassemblage est limitée à chaque période. Une demande dynamique ($D_{i,t}$) pour chaque article désassemblé i est connue à chaque période t de l'horizon de planification.

Dans ce chapitre, Nous supposons que l'atelier qui désassemble les composants, les reçoit de plusieurs lignes de désassemblage. La charge de travail de ces ateliers est variable d'une période à l'autre. Dans ce cas le délai de remise à neuf des composants dépend de la qualité des composants qu'on leur envoie et de la charge de travail de l'atelier de rénovation à chaque période t . Par la suite, chaque article i est disponible après un délai de remise à neuf stochastique ($L_{i,t}$). Ce délai stochastique correspond au nombre de périodes entre le début du processus de désassemblage et la date de disponibilité de chaque article désassemblé.

Comme expliqué dans le chapitre 3, une mauvaise gestion de délais de remise à neuf peut générer un niveau de stock inutile si un composant est reçu avant la date prévue de livraison. Par la suite, un coût de stockage (h_i) est généré par période du temps. De même, un coût de rupture de stock unitaire (b_i) à payer lorsque la demande n'est pas satisfaite en temps prévus pour chaque composant i . Par conséquent, il est nécessaire de chercher les dates et les quantités optimales de désassemblage à chaque période de l'horizon de planification afin de minimiser les coûts de stockage et de rupture de stock.

0, l'incertitude de délai de remise à neuf peut générer un croisement entre les ordres de désassemblage. Dans cette situation, si un ordre a est placé avant l'ordre b , ce dernier peut arriver avant le premier. Cette hypothèse a été prise en considération dans les problèmes de planification d'assemblage (e.g., [Hnaien and Afsar, 2017](#); [Nevison and Burstein, 1984](#)) et étudié pour la première fois dans le cadre du problème de désassemblage. Ceci est expliqué par le fait que le croisement entre les ordres de désassemblage des différentes périodes est difficile à modéliser.

Dans la plupart des installations de remise à neuf, l'opération de désassemblage

se fait manuellement. Par conséquent, la quantité démontée est limitée par une capacité donnée dans chaque période, mais une capacité supplémentaire peut être ajoutée avec une pénalité de dépassement de la capacité initiale. De plus, le lancement d'un ordre de désassemblage dans la période t entraîne un coût de setup (s_t).

Pour résoudre de manière exacte ce type de problème, nous cherchons à déterminer les dates et les quantités optimales de désassemblage des produits en fin de vie afin de minimiser l'espérance mathématique du coût total (ECT). Ce coût total est composé de la somme des coûts de stockage et de rupture de stock ainsi que la somme des coûts d'installation des machine (setup) et de dépassement de la capacité sur l'horizon de planification. Les hypothèses du problème étudié peuvent être résumées comme suit :

- a) Les demandes en composants sont connues et doivent être satisfaites que par l'opération de désassemblage ;
- b) Le délai de remise à neuf de chaque composant à chaque période est aléatoire ;
- c) La capacité de désassemblage est limitée à chaque période ;
- d) Les heures supplémentaires peuvent être ajoutées à chaque période avec une capacité illimitée ;
- e) Le croisement d'ordres de désassemblage est autorisé.

4.3 Formulation mathématique

Cette section présente le modèle de Programmation Linéaire Mixte en Nombres Entiers (PLMNE) stochastique correspondant au problème LSD avec les délais de remise à neuf stochastiques. Avant d'introduire les approches de résolution pour résoudre le problème étudié, la liste complète des notations utilisées tout au long de ce chapitre est illustrée dans le Tableau 4.1.

TABLE 4.1 – Notations.

Indices	
t	indice de la période t , $\forall t \in \mathcal{T}$
i	indice de l'article i , $\forall i \in \mathcal{N}$
ω	indice de scénario ω , $\omega \in \Omega_i$
Paramètres	
\mathcal{T}	ensemble des périodes de l'horizon de planification
\mathcal{N}	ensemble d'articles ($N = \#\mathcal{N}$)

Ω_i	ensemble des scénarios possibles de l'article i
R_i	rendement du désassemblage de l'article i
$D_{i,t}$	demande externe de l'article i à la période t
$I_{i,0}$	niveau de stock initial de l'article i
$L_{i,t}^\omega$	délai aléatoire de l'article i à la période t pour le scénario ω
h_i	coût unitaire de stockage de l'article i
b_i	coût unitaire de rupture de l'article i
s_t	coût de setup à la période t
G	temps de désassemblage
u_t	pénalité de dépassement de capacité à la période t

Fonctions

$\mathbb{E}(\cdot)$	espérance mathématique
P_i^ω	probabilité pour chaque scénario ω d'article i

Variables de décision de la première étape

Z_t	quantité des produits lancée au désassemblage à la période t
Y_t	indicateur binaire de désassemblage à la période t
O_t	heures supplémentaires de désassemblage à la période t

Variables de décision de la deuxième étape

$H_{i,t}^\omega$	niveau de stock de l'article i à la période t pour le scénario ω
$B_{i,t}^\omega$	niveau de rupture de l'article i à la période t pour le scénario ω
$I_{i,t}^\omega$	niveau de stock à la fin de la période t . Il est égal à $H_{i,t}^\omega - B_{i,t}^\omega$

D'un point de vue pratique, les décisions concernant notre problème doivent être prises en deux étapes. Dans la première étape, le plan de désassemblage (date de lancement et quantité de désassemblage) et la capacité supplémentaire de désassemblage doivent être prises avant la révélation de l'incertitude. Ces décisions sont figées pour tout l'horizon de planification. Par la suite, les décisions de deuxième étape (décisions de contrôle) correspondent aux niveaux de stock et de rupture de stock sont prises après chaque réalisation de délai incertain.

Dans cette partie, nous utilisons une approche basée sur des scénarios pour modéliser les délais stochastiques en fonction des données historiques. Comme les délais de remise à neuf sont spécifiques à chaque composant, ces délais ne sont pas répartis de manière identique. En outre, nous considérons que les distributions des délais sont discrètes et finies. Plus précisément, les délais L_i sont des variables discrètes aléatoires caractérisées par une distribution de probabilité connue et variant entre $[L_i^-, L_i^+]$, $\forall i \in \mathcal{N}$, $L_i^-, L_i^+ \in \mathbb{N}_+^*$.

Dans la formulation d'optimisation stochastique proposée, un scénario représente une réalisation possible du délai de remise à neuf pour chaque article à chaque période. Classiquement, dans la littérature, l'ensemble des scénarios contient toutes les combinaisons possibles de la valeur de $L_{i,t}$ (e.g., [Borodin et al., 2016](#)), telle que :

$$|\Omega| = \prod_{i \in \mathcal{N}} \prod_{t \in \mathcal{T}} (L_i^+ - L_i^- + 1)$$

En général, dans un problème d'assemblage, un produit final est assemblé lorsque tous ses composants arrivent. En conséquence, le niveau de stock des produits finaux dépend du délai de livraison de chacun de ses composants. Dans un sens inverse, et plus précisément dans un processus de désassemblage, le délai de remise à neuf d'un composant i n'affecte que le niveau de stock et de rupture du composant i . Par conséquent, le niveau de stock peut être calculé indépendamment pour chaque article i , et les scénarios peuvent donc être générés indépendamment pour chaque article i .

Définition 4.3.1. *Soit Ω_i l'ensemble de tous les scénarios possibles pour chaque composant i . Chaque scénario ω correspond aux réalisations des périodes 1 à t des délais de remise à neuf de l'article i . La probabilité de la réalisation de chaque scénario est connue et décrite comme suit :*

Si un processus de désassemblage commence à la période t , l'article i est disponible à la période $t + L_{it}^\omega$ dans le scénario ω , et la probabilité du scénario ω est de $P_i^\omega = \prod_{t \in \mathcal{T}} P_i(L_{it} = L_{it}^\omega)$.

Une telle approche réduit considérablement le nombre total des scénarios à :

$$|\Omega_i| = \prod_{t \in \mathcal{T}} (L_i^+ - L_i^- + 1), \forall i \in \mathcal{N}$$

Le problème d'optimisation discret stochastique *avec croisement d'ordres* peut être formulé comme un modèle PLMNE à deux étapes suivant :

$$\mathbb{E}(CT) = \min \sum_{t \in \mathcal{T}} \left(\sum_{i \in \mathcal{N}} \sum_{\omega \in \Omega_i} P_i^\omega \left(h_i \cdot H_{it}^\omega + b_i \cdot B_{it}^\omega \right) + s_t \cdot Y_t + u_t \cdot O_t \right) \quad (4.1)$$

s.t.

$$H_{it}^\omega - B_{it}^\omega = I_{i0} + \sum_{\tau \in \mathcal{A}_{i\tau}^\omega} R_i Z_\tau - \sum_{\tau=1}^t D_{i\tau} \quad \forall i \in \mathcal{N}, t, \tau \in \mathcal{T}, \omega \in \Omega_i \quad (4.2)$$

$$Z_t \leq Y_t M \quad \forall t \in \mathcal{T} \quad (4.3)$$

$$GZ_t \leq C_t + O_t \quad \forall t \in \mathcal{T} \quad (4.4)$$

$$Z_t, O_t \geq 0 \quad \forall t \in \mathcal{T} \quad (4.5)$$

$$Y_t \in \{0, 1\} \quad \forall t \in \mathcal{T} \quad (4.6)$$

$$H_{it}^\omega, B_{it}^\omega \geq 0 \quad \forall i \in \mathcal{N}, t \in \mathcal{T}, \omega \in \Omega_i \quad (4.7)$$

En considérant toutes les combinaisons possibles des scénarios, la fonction objectif (4.1) minimise la valeur de l'espérance mathématique du coût total correspond aux décisions liées à la première et à la deuxième étape sur l'horizon de planification. Les contraintes (4.2) définissent l'espérance de niveau de stock pour chaque article i à la fin de la période t pour chaque scénario ω , où $\mathcal{A}_{i\tau}^\omega = \{\tau | 1 \leq \tau \leq t, \tau + L_{i\tau}^\omega \leq t\}$ est l'ensemble des périodes dont les articles désassemblés sont disponibles. Les contraintes (4.3) garantissent qu'un coût de désassemblage est généré dans la période t si une opération de désassemblage doit être effectuée au cours de cette période, où le grand M est égal à la demande cumulative maximale de tous les articles sur l'horizon de planification (voir (4.8)). Par la suite, les équations (4.4) donnent les contraintes de capacité de désassemblage à chaque période t . Finalement, les contraintes de non-négativité des variables de décisions sont présentées dans (4.5)-(4.7).

$$M = \max_{i \in \mathcal{N}} \left(\frac{\sum_{\forall i \in \mathcal{N}} \sum_{\forall t \in \mathcal{T}} D_{i,t}}{R_i} \right) \quad (4.8)$$

Notons que le modèle (4.1)-(4.7) est suffisamment souple pour étudier la situation où le croisement d'ordres est interdit. Dans cette situation, aucun composant d'un article désassemblé au cours de la période t ne peut être disponible avant un composant d'un article désassemblé au cours de la période t' avec $t' < t$. Pour tenir compte de cette situation, l'ensemble du scénario doit être généré en conséquence, c'est-à-dire $t' + L_{i,t'}^\omega \leq t + L_{i,t}^\omega, \forall i \in \mathcal{N}, \forall t, t' \in \mathcal{T}$. Cette situation est supposée due au fait qu'elle existe d'une seule équipe de travail et/ou à un manque des ressources

d'outillages.

4.4 Approches de résolution

La complexité du problème peut augmenter de manière exponentielle si on considère un grand nombre des scénarios $|\Omega_i|$ qui représentent toutes les combinaisons possibles de délais stochastiques. Par la suite, la résolution du modèle (4.1)-(4.7) devient impossible. Par conséquent, nous étudions quatre techniques pour résoudre ce problème, à savoir : (i) une approche qui combine le PLMNE et l'échantillonnage Monte Carlo (MC-PLMNE) introduite dans la section 4.4.1, (ii) une approche d'agrégation des scénarios (AS) expliquée dans la section 4.4.2, (iii) une approche de résolution qui combine la simulation Monte Carlo et l'agrégation des scénarios (MC-AS) développée dans la section 4.4.3 et finalement (iv) une approche de résolution basée sur l'approximation moyenne par échantillonnage (AME) introduite dans la section 4.4.4.

4.4.1 Simulation Monte Carlo

L'espérance de coût total peut être estimée en utilisant la simulation : *Monte Carlo (MC) simulation*. Le principe de cette approche consiste à utiliser un échantillon discret obtenu par simulation pour approximer une distribution de probabilité que l'on ne sait pas calculer analytiquement (Decker, 1991; Fishman, 1996; Hammersley and Handscomb, 1964). Typiquement, cet échantillon pourra être utilisé pour estimer des espérances mathématiques par des moyennes empiriques.

Le coût total estimé noté par \widehat{CT} est obtenu en générant des scénarios de délais $|\vartheta_i|$ pour chaque article i . Pour construire un scénario ω de ϑ_i , chaque délai $L_{it}^\omega \in L_{i1}^\omega, \dots, L_{i|\mathcal{T}|}^\omega$ est échantillonné au hasard en suivant la distribution de probabilité de L_{it} . Dans l'échantillon qui en résulte, tous les scénarios ont la même probabilité $\frac{1}{|\vartheta_i|}$.

Corollaire 4.4.1. *En utilisant les scénarios générés aléatoirement, le modèle PLMNE (4.1)-(4.7) peut être converti en un MC-PLMNE suivant :*

$$\widehat{CT} = \min \sum_{\forall t \in \mathcal{T}} \left(\sum_{\forall i \in \mathcal{N}} \sum_{\omega \in \vartheta_i} P_i^\omega \left(h_i \cdot H_{i,t}^\omega + b_i \cdot B_{i,t}^\omega \right) + s_t \cdot Y_t + u_t \cdot O_t \right) \quad (4.9)$$

$$H_{i,t}^\omega - B_{i,t}^\omega = I_{i0} + \sum_{\tau \in \mathcal{A}_{i\tau}^\omega} R_i Z_\tau - \sum_{\tau=1}^t D_{i\tau} \quad \forall i \in \mathcal{N}, \forall t, \tau \in \mathcal{T}, \forall \omega \in \vartheta_i \quad (4.10)$$

$$H_{i,t}^\omega, B_{i,t}^\omega \geq 0 \quad \forall i \in \mathcal{N}, \forall t \in \mathcal{T}, \forall \omega \in \vartheta_i \quad (4.11)$$

Sous contraintes (4.3), (4.4), (4.5) et (4.6)

La fonction objectif (4.9) vise maintenant à minimiser le coût total estimé (\widehat{CT}). Ce dernier est une estimation de la valeur exacte de l'espérance mathématique défini en (4.1). Les contraintes (4.10) et (4.11), fournissent également une estimation de la quantité de stock pour chaque article i à la fin de la période t en se basant sur les échantillons générées aléatoirement.

Remarque 4.4.2. *En se basant sur la loi des grands nombres, pour toute petite valeur ϵ , nous avons :*

$$\lim_{\vartheta \rightarrow +\infty} P(|\widehat{CT} - \mathbb{E}(CT)| \geq \epsilon) = 1$$

Cette loi stipule que pour un grand nombre d'échantillon (ϑ_i), \widehat{CT} converge avec la probabilité 1 vers $\mathbb{E}(CT)$. Autrement, en utilisant un nombre des scénarios élevé, on peut obtenir une estimation assez précise du critère.

4.4.2 Agrégation des scénarios

La résolution de PLMNE est rapidement devenue impossible en raison de la taille de l'ensemble des scénarios Ω_i , qui croît de manière exponentielle avec l'augmentation de la taille du problème. Afin de surmonter cet inconvénient et de contourner la complexité du problème, une stratégie d'agrégation des scénarios (AS) est proposée, permettant de réduire autant que possible le nombre des scénarios.

L'idée de base est d'analyser les caractéristiques des scénarios, d'identifier les fonctionnalités essentielles qui affectent les décisions et de détecter et d'éliminer la redondance de certains scénarios. Cette technique présente de nombreux intérêts et permet d'identifier un ensemble réduit des scénarios et conserve les propriétés stochastiques des scénarios originaux. Cette approche peut aider les chercheurs à résoudre les systèmes de désassemblage et/ou assemblage à deux niveaux et/ou multi-produits sous

incertitude des délais.

Après avoir lancé l'opération de désassemblage du produit en fin de vie à la période τ , chaque composant est reçu après un délai de remise à neuf aléatoire $L_{i\tau}$. Comme la distribution des délais est finie, la probabilité de recevoir un ordre passé avant la période $t - L_i^+$ est 1, et la probabilité de recevoir un ordre passé après la période $t - L_i^-$ est zéro. Par conséquent, la distribution des niveaux de la rupture et des stocks ne dépendent que des délais des ordres passés au cours d'un intervalle de temps spécifique.

La Figure 4.1 représente tous les cas possibles de réception d'articles. Dans les cas 1 et 3, le désassemblage a lieu au cours de la période τ | $\tau \leq t - L_i^+$, et par la suite, l'article i est reçu avant la fin de la période t . Dans le cas 4, le désassemblage a lieu après la période $t - L_i^-$, et les composants résultants i ne sont pas disponibles dans la période t . Dans le cas 2, comme le désassemblage se produit dans l'intervalle $[t - L_i^+ + 1, t - L_i^-]$, le composant peut arriver dans l'intervalle $[\tau + L_i^-, \tau + L_i^+]$, et les niveaux de stock et de la rupture dépendent de la réalisation des délais.

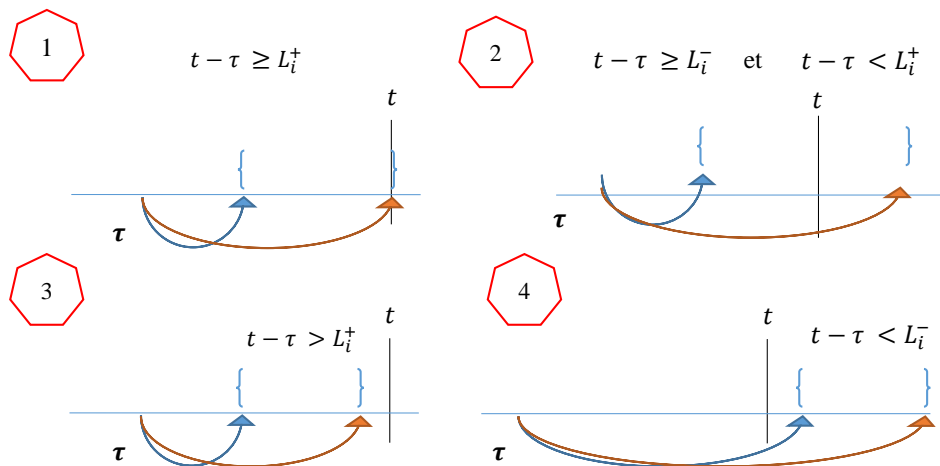


FIGURE 4.1 – Technique d'agrégation.

Définition 4.4.3. Soit \mathcal{R}_t l'ensemble des périodes de lancement pouvant intervenir dans le calcul de niveau de rupture de stock généré par l'incertitude des délais à

chaque période t . Une date de lancement $\tau \in \mathcal{R}_t$ vérifie :

$$\mathcal{R}_t = \{t - L_i^+ + 1 \leq \tau \leq t - L_i^-\}$$

Remarque 4.4.4. La cardinalité de \mathcal{R}_t est constante et ne dépend pas de la valeur t , c'est-à-dire $|\mathcal{R}_t| = L_i^+ - L_i^-$, $\forall i \in \mathcal{N}, \forall t \in \mathcal{T}$

Définition 4.4.5. Soit $\Omega_{i,t}$ l'ensemble des scénarios possibles de délai de remise à neuf pour chaque article i à la période t tel que ω est un scénario de délai avec $\omega \in \Omega_{i,t}$ et \mathcal{R}_t l'ensemble des période lancement à chaque période t avec $\tau \in \mathcal{R}_t$. La cardinalité de $\Omega_{i,t}$ est déterminée comme suit :

$$|\Omega_{i,t}| = \prod_{\tau \in \mathcal{R}_t} (L_i^+ - L_i^- + 1) = (L_i^+ - L_i^- + 1)^{(L_i^+ - L_i^-)}$$

Définition 4.4.6. Soit la matrice binaire $\alpha_{i,\tau,t}^\omega$ est un indicateur qui exprime si la quantité d'article i dont son parent est lancé à la période τ arrive avant la fin de période t pour un scénario donné ω . La valeur de $\alpha_{i,\tau,t}^\omega$ ainsi sa probabilité peuvent être calculées comme suit :

$$\alpha_{i\tau t}^\omega = \begin{cases} 1 & \text{if } L_{i\tau}^\omega \leq t - \tau \\ 0 & \text{if } L_{i\tau}^\omega > t - \tau \end{cases}$$

Plus précisément,

$$\mathbb{P}(\alpha_{i\tau t}^\omega = 1) = \mathbb{P}(L_{i\tau} \leq t - \tau),$$

et

$$\mathbb{P}(\alpha_{i\tau t}^\omega = 0) = \mathbb{P}(L_{i\tau} > t - \tau)$$

Proposition 4.4.7. Les équations (4.2) est équivalente à l'équation de stockage ci-dessous :

$$H_{i,t}^\omega - B_{i,t}^\omega = I_{i,0} + \sum_{\tau=1}^{t-L_i^+} R_i \cdot Z_\tau + \sum_{\tau=t-L_i^++1}^{t-L_i^-} \alpha_{i,\tau,t}^\omega \cdot R_i \cdot Z_\tau - \sum_{\tau=1}^t D_{i,\tau} \quad \forall i \in \mathcal{N}, \forall t \in \mathcal{T}, \forall \omega \in \Omega_i \quad (4.12)$$

Démonstration. L'équation de stockage des composants indiquée dans la contrainte (4.2) peut être remplacé par :

$$H_{i,t}^\omega - B_{i,t}^\omega = I_{i,0} + \sum_{\tau=1}^t \alpha_{i,\tau,t}^\omega R_i Z_\tau - \sum_{\tau=1}^t D_{i,\tau} \quad \forall i \in \mathcal{N}, \forall t \in \mathcal{T}, \forall \omega \in \Omega_i \quad (4.13)$$

Les quantités (Z_τ) démontées à la période $\tau | \tau \leq t - L_i^+$ sont remises à neuf à la période t avec la probabilité 1 (voir à nouveau les cas 1 et 3 dans la figure. 4.1). Ainsi, pour tout scénario ω , composant i , et période t :

$$\alpha_{i\tau t}^\omega = 1 \quad \forall \tau \leq t - L_i^+ \quad (4.14)$$

De même, les quantités (Z_τ) désassemblées à la période $\tau | \tau > t - L_i^-$ ne sont pas disponibles à la période t avec la probabilité 1 (voir le cas 4 dans la figure. 4.1). Ainsi, pour tout scénario ω , composant i , et période t :

$$\alpha_{i\tau t}^\omega = 0 \quad \forall \tau > t - L_i^- \quad (4.15)$$

Finalement, un composant d'un produit en fin de vie lancé à la période $\tau | \tau \geq t - L_i^+ + 1$ peut être reçu avant ou après t (voir le cas 2 dans la figure. 4.1) et vérifie la propriété suivante pour tout scénario ω , composant i , et période t :

$$\alpha_{i\tau t}^\omega = \{0, 1\} \quad \forall \tau \geq t - L_i^+ + 1 \quad (4.16)$$

En utilisant les expressions (4.14), (4.15) et (4.16) , nous pouvons facilement déduire l'expression (4.12). □

La proposition 4.4.7 montre que le niveau de stock I_{it}^ω pour une période donnée t et l'article i est identique pour un grand nombre des scénarios $\omega \in \Omega_{i,t}$. En effet, les niveaux de stock et de la rupture de l'article i dans la période t sont égaux pour deux scénarios quelconques ω_1 et ω_2 de telle sorte que :

$$I_{it}^{\omega_1} = I_{it}^{\omega_2} | \alpha_{i\tau t}^{\omega_1} = \alpha_{i\tau t}^{\omega_2} \quad \forall \tau \in \mathcal{R}_t.$$

Par conséquent, pour chaque article i et période t , les scénarios peuvent être agrégés. L'ensemble résultant Φ_{it} des scénarios agrégés contient toutes les valeurs possibles pour les $\alpha_{i\tau t}$ avec $\tau \in \mathcal{R}_t$.

Par conséquent, la probabilité d'occurrence P_{it}^ϕ du scénario $\phi \in \Phi_{it}$ est :

$$P_{it}^\phi = \prod_{\tau \in \mathcal{R}_t} \left(\alpha_{i\tau t}^\phi \times \mathbb{P}(L_{i\tau} \leq t - \tau) + (1 - \alpha_{i\tau t}^\phi) \times \mathbb{P}(L_{i\tau} > t - \tau) \right)$$

Proposition 4.4.8. *Pour le cas où le croisement d'ordres peuvent se croiser dans le temps, la cardinalité de l'ensemble des scénarios agrégés (Φ_{it}) est :*

$$|\Phi_{it}| = 2^{|\mathcal{R}_t|} \quad \forall i \in \mathcal{N}, t \in \mathcal{T}$$

Démonstration. La preuve est évidente puisque Φ_{it} contient toutes les valeurs possibles pour le vecteur $[\alpha_{i(t-L_i^++1)t} \cdots \alpha_{i(t-L_i^-)t}]$ \square

Définition 4.4.9. *Pour le cas particulier où les ordres ne peuvent pas se croiser dans le temps, la cardinalité de l'ensemble des scénarios agrégés (Φ_{it}) est :*

$$|\Phi_{it}| = (L_i^+ - L_i^- + 1) \quad \forall i \in \mathcal{N}, t \in \mathcal{T} \text{ and } L_{it}^\omega \leq L_{it+1}^\omega$$

Démonstration. Si les ordres ne peuvent pas être croisées :

$$\alpha_{i\tau-1t} \geq \alpha_{i\tau t}. \quad (4.17)$$

Autrement dit, si l'ordre passé à la période τ est arrivé à la période t ($\alpha_{i\tau t} = 1$), alors l'ordre passé à la période $\tau - 1$ est arrivé ($\alpha_{i\tau-1t} = 1$). En conséquence, le vecteur $[\alpha_{i(t-L_i^++1)t}, \dots, \alpha_{i(t-L_i^-)t}]$ n'a que 1 au début suivi de 0 seulement.

$$[\alpha_{i(t-L_i^++1)t}, \dots, \alpha_{i(t-L_i^-)t}] = [1, \dots, 1, 0, \dots, 0] \quad (4.18)$$

\square

Sur la base de la technique d'agrégation des scénarios (AS) et de la proposition dans (4.4.7), un modèle noté par AS-PLMNE est proposé pour résoudre le problème étudié avec et sans croisement d'ordres.

Corollaire 4.4.10. *Le modèle (4.1)-(4.7) est équivalent au modèle AS-PLMNE suivant :*

$$\begin{aligned} & \mathbb{E}(TC) = \\ \min & \sum_{t \in \mathcal{T}} \left(\sum_{i \in \mathcal{N}} \sum_{\phi \in \Phi_{it}} P_{it}^\phi \left(h_i H_{it}^\phi + b_i B_{it}^\phi \right) + s_t Y_t + u_t O_t \right) \end{aligned} \quad (4.19)$$

s.t.

$$\begin{aligned} H_{it}^\phi - B_{it}^\phi &= \sum_{\tau=1}^{t-L_i^+} R_i Z_\tau + \sum_{\tau \in \mathcal{R}_t} \alpha_{i\tau t}^\phi R_i \cdot Z_\tau \\ &+ I_{i0} - \sum_{\tau=1}^t D_{i\tau} \quad \forall i \in \mathcal{N}, t, \tau \in \mathcal{T}, \phi \in \Phi_{it} \end{aligned} \quad (4.20)$$

$$\begin{aligned} H_{it}^\phi - B_{it}^\phi &> 0 \quad \forall i \in \mathcal{N}, t \in \mathcal{T}, \phi \in \Phi_{it} \\ (4.3) - (4.6) \end{aligned} \quad (4.21)$$

Bien que l'approche AS réduise considérablement le nombre des scénarios, ce nombre reste exponentiel lorsque les ordres peuvent se croiser dans le temps. Dans la section suivante, nous montrons que le modèle AS-PLMNE peut être couplé avec l'échantillonnage MC pour résoudre des cas importants. Notons que dans le cas où le croisement d'ordres est interdit, le nombre des scénarios agrégés générés par la technique proposée est suffisamment faible pour résoudre directement les problèmes de grandes tailles (sans qu'il soit nécessaire de procéder à un échantillonnage avec MC).

4.4.3 Simulation Monte Carlo et agrégation des scénarios (MC-AS)

Une approche simple pour coupler l'agrégation des scénarios avec l'échantillonnage MC consiste à échantillonner un grand nombre des scénarios de délai (comme présenté dans la section 4.4.1), avant d'agréger ces scénarios (comme présenté dans la section 4.4.2). Toutefois, une telle approche empêche de contrôler le nombre des scénarios résultants, et le temps de calcul serait donc imprévisible.

Dans cette section, nous proposons de générer un ensemble des scénarios Γ_{it} en prélevant directement dans la matrice binaire (α_{irt}) et pour déterminer le plan de désassemblage avec le coût total estimé minimal (\widehat{CT}) . Les étapes de l'approche MC-AS sont données ci-dessous.

- Étape 1 : Générer une valeur aléatoire X_{irt}^γ suivant une distribution uniforme en $[0, 1]$ pour chaque composant i , chaque période t et τ , et chaque scénario γ ;
- Étape 2 : La valeur de α_{irt}^γ est fixée comme suit :

$$\alpha_{irt}^\gamma = \begin{cases} 1 & \text{si } X_{irt}^\gamma \leq \mathbb{P}(\alpha_{irt} = 1) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

- Étape 3 : Fixer la probabilité de chaque scénario $\gamma \in \Gamma_{it}$ comme suit :

$$P_i^\gamma = \frac{1}{|\Gamma_{it}|} \forall i \in \mathcal{N}, \forall t \in \mathcal{T}, \forall \tau \in \mathcal{R}_t$$

- Étape 4 : Estimer l'espérance du coût total exprimé en (4.19) en utilisant le modèle MC-AS suivant :

$$\widehat{CT} = \min \sum_{t \in \mathcal{T}} \left(\sum_{i \in \mathcal{N}} \sum_{\gamma \in \Gamma_{it}} P_{it}^\gamma (h_i H_{it}^\gamma + b_i B_{it}^\gamma) + s_t Y_t + u_t O_t \right) \quad (4.22)$$

s.t.

$$H_{it}^\gamma - B_{it}^\gamma = \sum_{\tau=1}^{t-L_i^+} R_i Z_\tau + \sum_{\tau \in \mathcal{R}_t} \alpha_{i\tau t}^\gamma R_i \cdot Z_\tau + I_{i0} - \sum_{\tau=1}^t D_{i\tau} \quad \forall i \in \mathcal{N}, t, \tau \in \mathcal{T}, \gamma \in \Gamma_{it} \quad (4.23)$$

$$H_{it}^\gamma, B_{it}^\gamma \geq 0 \quad \forall i \in \mathcal{N}, t \in \mathcal{T}, \gamma \in \Gamma_{it} \quad (4.24)$$

(4.3) – (4.6)

4.4.4 Approximation moyenne par échantillonnage

L'algorithme d'Approximation Moyenne par Échantillonnage (AME), est basé sur la technique de simulation MC. l'AME est une approche qui donne une solution robuste pour un problème d'optimisation stochastique en le résolvant sous un très grand nombre d'échantillons aléatoires (Kim et al., 2018b; Kleywegt et al., 2002).

Le problème stochastique peut être approché par un problème d'optimisation déterministe exprimé par MC-PLMNE (respectivement MC-AS). Cependant, les coûts résultant de l'optimisation sur un échantillon de scénarios dans MC-PLMNE et MC-AS sont biaisés car les décisions sont adaptées à ces scénarios spécifiques. Par conséquent, nous utilisons l'algorithme AME comme exposé dans Lamiri et al. (2009, 2008) pour calculer une approximation non biaisée des espérances mathématique (voir expressions (4.1) et (4.19)). Nous donnons ci-dessous les étapes de base de l'algorithme AME basé sur la simulation MC :

L'algorithme AME pour MC-PLMNE (respectivement MC-AS)

Entrée : Le modèle MC-PLMNE (respectivement MC-AS) et le paramètre associé ϑ_i (respectivement $\Gamma_{i,t}$)

- Étape 1 : Résoudre le modèle MC-PLMNE, (respectivement MC-AS) ;
- Étape 2 : Soit X^* et \widehat{CT}^* respectivement la solution optimale et le coût optimal estimé obtenu pour chaque modèle ;
- Étape 3 : Générer aléatoirement un grand nombre d'échantillons de $L_{i,t}^\omega$ de taille \mathcal{B}_i ($L_{i,t}^1, \dots, L_{i,t}^{\mathcal{B}_i}$) (respectivement, $\alpha_{i,\tau,t}^1, \dots, \alpha_{i,\tau,t}^{\mathcal{B}_i}$ de taille $\mathcal{B}_{i,t}$) ;

- Étape 4 : Évaluer le coût optimal “exact” $\widehat{CT}_{\mathcal{B}}$ de la solution optimale X^* pour le MC-PLMNE en utilisant (4.25) (respectivement (4.26) pour le MC-AS) $\forall i \in \mathcal{N}, \forall t \in \mathcal{T}$.

Sortie : Le coût $\widehat{CT}_{\mathcal{B}}$ approximé pour chaque modèle.

Corollaire 4.4.11. *L'équation (4.1) peut être approximée par le modèle AME suivant :*

$$\widehat{CT}_{\mathcal{B}} = \sum_{\forall t \in \mathcal{T}} \left(\sum_{\forall i \in \mathcal{N}} \sum_{\omega \in \mathcal{B}_i} P_i^\omega \left(h_i \cdot H_{i,t}^\omega + b_i \cdot B_{i,t}^\omega \right) + s_t \cdot Y_t + u_t \cdot O_t \right) \quad (4.25)$$

sous contraintes (4.4), (4.5), (4.10) et (4.11)

où pour tout $i \in \mathcal{N}$, \mathcal{B}_i est un ensemble d'échantillons aléatoires indépendants (de grande taille) de $L_{i,t}^1, \dots, L_{i,t}^{\mathcal{B}_i}$.

Corollaire 4.4.12. *L'équation (4.19) peut être approximée par le modèle AME suivant :*

$$\widehat{CT}_{\mathcal{B}} = \sum_{\forall t \in \mathcal{T}} \left(\sum_{\forall i \in \mathcal{N}} \sum_{\gamma \in \mathcal{B}_{i,t}} P_{i,t}^\gamma \left(h_i \cdot H_{i,t}^\gamma + b_i \cdot B_{i,t}^\gamma \right) + s_t \cdot Y_t + u_t \cdot O_t \right) \quad (4.26)$$

sous contraintes (4.4), (4.5), (4.23) et (4.24)

où pour tout $i \in \mathcal{N}$, $\mathcal{B}_{i,t}$ est un ensemble d'échantillons aléatoires indépendants (de grande taille) de $\alpha_{i,\tau,t}^1, \dots, \alpha_{i,\tau,t}^{\mathcal{B}_{i,t}}$

Notons que le modèle présenté dans les corollaires (4.4.11) et (4.4.12) ne contiennent pas les équations relatives à l'indicateur binaire de la variable de désassemblage exprimées en (4.3) et (4.6). Plus précisément, il s'agit d'une évaluation des plans de désassemblage fournis par les modèles MC-PLMNE et MC-AS.

Remarque 4.4.13. *Selon Lamiri et al. (2008), “avec la loi des grands nombres, $\widehat{CT}_{\mathcal{B}}$ converge avec probabilité 1 vers $\mathbb{E}(CT)$ quand \mathcal{B}_i (respectivement $\mathcal{B}_{i,t}$) augmente”. Autrement, en utilisant un nombre très élevé d'échantillons, on peut obtenir une estimation très précise du coût exacte ($\mathbb{E}(CT) \approx \widehat{CT}_{\mathcal{B}}$). Dans le cas contraire, la qualité du critère estimé dépend du nombre d'échantillons considérés.*

Dans la section suivante, les approches proposées sont évaluées afin de vérifier leur efficacité.

4.5 Résultats numériques

Cette section présente les résultats de plusieurs expériences menées pour étudier la performance des approches d'optimisation proposées. Toutes les formulations sont implémentées en C et résolues par le solveur CPLEX 12.6 sur un PC avec un processeur Intel (R) Core™ i7-5500 à 2,4 GHz et 8 Go de RAM sous Windows 10 Professionnel.

Nous limitons le temps d'exécution à une heure. Par la suite, les mesures de performance suivantes sont introduites :

1. le nombre de solutions optimales (N^*) obtenues par le solveur CPLEX ;
2. le temps de calcul en secondes ($T(s)$), nécessaires pour obtenir des solutions optimales ou quasi optimales ;
3. l'écart en pourcentage par rapport à la valeur de la solution optimale, noté G^* (peut être obtenu directement auprès du CPLEX) ;
4. l'écart en pourcentage entre le coût total estimé (\widehat{CT}) et l'espérance mathématique du coût total ($\mathbb{E}(CT)$), noté G^+ . Il est calculé comme suit :

$$G^+ = \frac{\widehat{CT} - \mathbb{E}(CT)}{\mathbb{E}(CT)} \times 100 \quad (4.27)$$

4.5.1 Génération d'instances

Les expériences numériques sont réalisées sur deux bancs d'essai. Le premier contient des instances de petite et moyenne taille pour comparer l'approche d'agrégation des scénarios avec le modèle stochastique classique PLMNE, et le second contient des instances de grande taille pour montrer l'extensibilité et les limites des méthodes proposées. Le banc d'essai *de petite et moyenne taille* est constitué de huit ensembles d'instances. Chaque ensemble contient un problème généré de manière aléatoire. Le tableau 4.2 donne les caractéristiques de chaque ensemble d'instances.

Dans la deuxième partie d'expériences, nous nous sommes concentrés sur l'analyse des performances de toutes les approches proposées en résolvant des problèmes de grandes tailles. Les tests numériques sont générés de manière aléatoire et comprenant 50 problèmes pour chaque combinaison de 3 niveaux du nombre d'articles (10, 20 et 30) et 3 niveaux du nombre des périodes (10, 20 et 30). Pour chaque niveau du nombre des périodes, 4 tailles d'intervalle de délai ($L_i^+ - L^-$) sont considérées comme

TABLE 4.2 – Données pour chaque ensemble.

Ensemble	$L_{i,t}$	$ \mathcal{N} $	$ \mathcal{T} $
1	$D \sim U(1, 4)$	10	5
2	$D \sim U(1, 4)$	20	5
3	$D \sim U(1, 3)$	10	7
4	$D \sim U(1, 3)$	20	7
5	$D \sim U(6, 10)$	10	15
6	$D \sim U(6, 10)$	20	15
7	$D \sim U(1, 6)$	10	20
8	$D \sim U(1, 6)$	20	20

suit : 1, 6, 9 et $|\mathcal{T}|$.

Toutes les instances sont générées de la même façon que celles dans [Kim and Xirouchakis \(2010\)](#), en tenant compte de la spécificité du problème sous incertitude de délais de remise à neuf. Le Tableau 4.3 résume les caractéristiques de toutes les données.

TABLE 4.3 – Caractéristiques des données ([Kim and Xirouchakis, 2010](#))

Paramètres	Valeur
h_i	$D \sim U(5, 10)$
s_t	$D \sim U(500, 1000)$
$I_{i,0}$	$D \sim U(20, 100)$
b_i	$D \sim U(100, 200)$
$D_{i,t}$	$D \sim U(50, 200)$
R_i	$D \sim U(1, 4)$
G	$D \sim U(1, 4)$
C_t	$D \sim U(280, 480)$
u_t	$D \sim U(20, 40)$
$L_{i,t}$	$D \sim U(L^-, L_i^+)$

Les échantillons aléatoires de taille ϑ_i et $\Gamma_{i,t}$ prennent une valeur dans $[2, 10]$,

30, 50, 150, 200]. Pour chaque ϑ_i et $\Gamma_{i,t}$, nous avons effectué 10 exécutions indépendantes, afin de fournir à la fois 10 solutions estimées (X^*) et 10 coûts estimés correspondants (\widehat{CT}^*). Le coût AME de chaque (X^*) a été évalué en utilisant un grand nombre d'échantillons aléatoires indépendants de taille 10^4 . Pour que le temps de calcul reste raisonnable, les système de désassemblage de 30 articles et 30 périodes, ont été évaluées avec des échantillons aléatoires de taille 10^3 .

4.5.2 Efficacité de l'approche d'agrégation des scénarios

Nous commençons nos expériences en montrant la bonne performance du modèle AS-PLMNE proposé par rapport au modèle PLMNE respectivement pour les cas sans et avec croisement (voir Tableau 4.4). Plus précisément, ce tableau donne l'espérance mathématique du coût total, la cardinalité des scénarios possibles et le temps de calcul. Dans certains cas, "-" indique que le modèle PLMNE ne peut pas fournir des résultats.

Comme le nombre des scénarios dans le PLMNE stochastique est exponentiel en nombre de périodes, ce modèle consomme trop de mémoire pour les cas de plus de 7 périodes. Par contre, le nombre des scénarios reste faible avec notre technique d'agrégation des scénarios. En conséquence, cette technique nécessite beaucoup moins de temps de calcul pour obtenir la valeur exacte de l'espérance mathématique du coût total. En effet, dans le cas où le croisement est interdit le modèle AS-PLMNE exige 6 scénarios possibles pour proposer une solution exacte contre 6^{20} scénarios pour le PLMNE quand $|\mathcal{N}|$ et $|\mathcal{T}|=20$. Ce cas particulier du problème est plus facile à résoudre puisque le solveur CPLEX nécessite moins de 0,50 seconde pour proposer une solution exacte contre 9,50 secondes pour le cas général (avec croisement). Il est nécessaire de noter que les écarts d'optimalité G^* sont nuls pour toutes les instances.

TABLE 4.4 – Performance d’agrégation des scénarios.

(a) cas sans croisement.

$L_{i,t}$	PLMNE				AS-PLMNE		
	$ \mathcal{N} $	$ \mathcal{T} $	$\mathbb{E}(TC)$	$ \Omega_i $	T(s)	$ \Phi_{i,t} $	T(s)
[1,4]	10	5	513400	1024	9,17	4	0,04
[1,4]	20	5	102590	1024	22,59	4	0,09
[1,3]	10	7	357000	2187	699,56	3	0,07
[1,3]	20	7	712000	2187	1790,62	3	0,10
[6,10]	10	15	146905	5^{15}	-	5	0,12
[6,10]	20	15	413698	5^{15}	-	5	0,18
[1,6]	10	20	21789	6^{20}	-	6	0,21
[1,6]	20	20	95367	6^{20}	-	6	0,38

(b) cas avec croisement,

$L_{i,t}$	PLMNE				AS-PLMNE		
	$ \mathcal{N} $	$ \mathcal{T} $	$\mathbb{E}(TC)$	$ \Omega_i $	T(s)	$ \Phi_{i,t} $	T(s)
[1,4]	10	5	45168	1024	30,28	8	0,10
[1,4]	20	5	246381	1024	98,65	8	0,15
[1,3]	10	7	958800	2187	457,03	4	0,17
[1,3]	20	7	97100	2187	2095,56	4	0,24
[6,10]	10	15	568932	5^{15}	-	16	0,35
[6,10]	20	15	768547	5^{15}	-	16	5,28
[1,6]	10	20	12535	6^{20}	-	32	1,42
[1,6]	20	20	336412	6^{20}	-	32	9,32

Les tableaux 4.5 et 4.6 rapportent les performances du PLMNE et du AS-PLMNE sur le grand banc d’essai, respectivement lorsque les ordres peuvent et ne peuvent pas se croiser dans le temps. Comme indiqué précédemment, le PLMNE ne donne une solution optimale que pour les cas de petite taille. En effet, le PLMNE ne peut résoudre le problème qu’avec 10 périodes lorsque la taille de l’intervalle des délais ne dépasse pas 1.

Le tableau 4.5 fournit d’autres preuves de l’efficacité de la technique d’agrégation des scénarios pour le cas sans croisement d’ordres, puisque le modèle AS-PLMNE résout tous les cas en quelques secondes. En ce qui concerne le deuxième cas (avec croisement d’ordres), le tableau 4.6 montre que la performance de la technique de

l'agrégation des scénarios dépend de l'importance de la taille des délais de remise à neuf, du nombre des périodes et du nombre d'articles. Parmi ces paramètres, l'intervalle des délais a l'impact le plus significatif sur le temps de calcul, et une fois que ce paramètre dépasse une certaine valeur (c'est-à-dire $L_i^+ - L_i^- \geq 9$), AS-PLMNE ne peut résoudre aucune instance avec 30 périodes et/ou 30 articles.

TABLE 4.5 – Performance de l'agrégation des scénarios : sans croisement.

(a) Problème avec 10 périodes.

<i>Articles</i>	PLMNE						AS-PLMNE					
	<i>10</i>		<i>20</i>		<i>30</i>		<i>10</i>		<i>20</i>		<i>30</i>	
$L_i^+ - L_i^-$	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)
1	50	59.7	50	210.8	50	552.1	50	0.09	50	0.38	50	0.61
6	0	-	0	-	0	-	50	0.14	50	0.83	50	1.28
9	0	-	0	-	0	-	50	0.17	50	0.31	50	1.5
10	0	-	0	-	0	-	50	0.33	50	1.5	50	1.73
Moyenne	12.5	14.9	12.5	52.7	12.5	138	50	0.2	50	0.8	50	1.3

(b) Problème avec 20 périodes.

<i>Articles</i>	PLMNE						AS-PLMNE					
	<i>10</i>		<i>20</i>		<i>30</i>		<i>10</i>		<i>20</i>		<i>30</i>	
$L_i^+ - L_i^-$	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)
1	0	-	0	-	0	-	50	0.31	50	0.34	50	0.44
6	0	-	0	-	0	-	50	0.83	50	1.08	50	1.98
9	0	-	0	-	0	-	50	1.19	50	1.63	50	2.63
20	0	-	0	-	0	-	50	2.16	50	5.17	50	6.19
Moyenne	0	-	0	-	0	-	50	1.12	50	2.1	50	2.9

(c) Problème avec 30 périodes.

<i>Articles</i>	PLMNE						AS-PLMNE					
	<i>10</i>		<i>20</i>		<i>30</i>		<i>10</i>		<i>20</i>		<i>30</i>	
$L_i^+ - L_i^-$	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)
1	0	-	0	-	0	-	50	0.55	50	1.03	50	1.88
6	0	-	0	-	0	-	50	0.75	50	1.59	50	2.20
9	0	-	0	-	0	-	50	1.23	50	2.97	50	3.42
30	0	-	0	-	0	-	50	6.47	50	13.39	50	29.02
Moyenne	0	-	0	-	0	-	50	2.25	50	4.74	50	9.13

TABLE 4.6 – Performance de l'agrégation des scénarios : avec croisement.

(a) Problème avec 10 périodes.

<i>Articles</i>	PLMNE						AS-PLMNE					
	<i>10</i>		<i>20</i>		<i>30</i>		<i>10</i>		<i>20</i>		<i>30</i>	
$L_i^+ - L_i^-$	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)
1	50	510,8	50	829,9	50	2336,5	50	0,3	50	0,07	50	0,4
6	0	-	0	-	0	-	50	2,7	50	8,9	50	35,1
9	0	-	0	-	0	-	50	4,9	50	99,6	50	341,2
10	0	-	0	-	0	-	50	9,5	50	1620,2	0	-
Moyenne	12,5	127,7	12,5	207,5	12,5	584,2	50	4,3	50	432,2	37,5	94,2

(b) Problème avec 20 périodes.

<i>Articles</i>	PLMNE						AS-PLMNE					
	<i>10</i>		<i>20</i>		<i>30</i>		<i>10</i>		<i>20</i>		<i>30</i>	
$L_i^+ - L_i^-$	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)
1	0	-	0	-	0	-	50	0,4	50	0,5	50	0,7
6	0	-	0	-	0	-	50	8,4	50	71,3	50	89,3
9	0	-	0	-	0	-	50	622,3	0	-	0	-
20	0	-	0	-	0	-	0	-	0	-	0	-
Moyenne	0	-	0	-	0	-	37,5	157,7	25	17,9	25	22,5

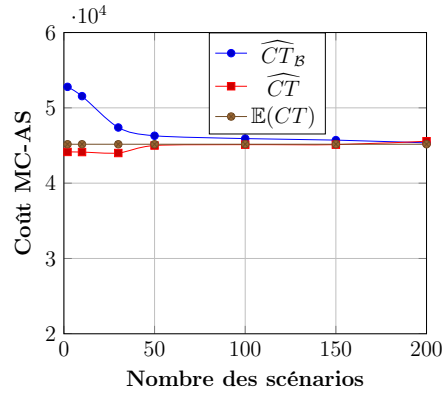
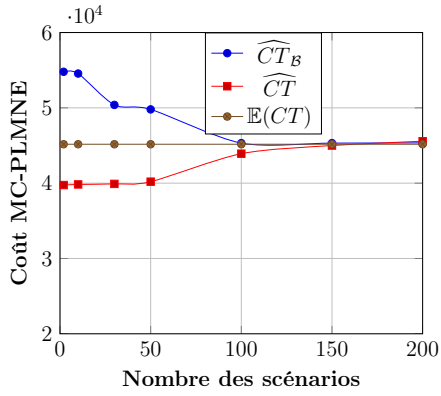
(c) Problème avec 30 périodes.

<i>Articles</i>	PLMNE						AS-PLMNE					
	<i>10</i>		<i>20</i>		<i>30</i>		<i>10</i>		<i>20</i>		<i>30</i>	
$L_i^+ - L_i^-$	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)
1	0	-	0	-	0	-	50	1,2	50	1,9	50	2,6
6	0	-	0	-	0	-	50	7,8	50	81,7	50	135,4
9	0	-	0	-	0	-	0	-	0	-	0	-
30	0	-	0	-	0	-	0	-	0	-	0	-
Moyenne	0	-	0	-	0	-	25	2,5	25	20,9	25	34,5

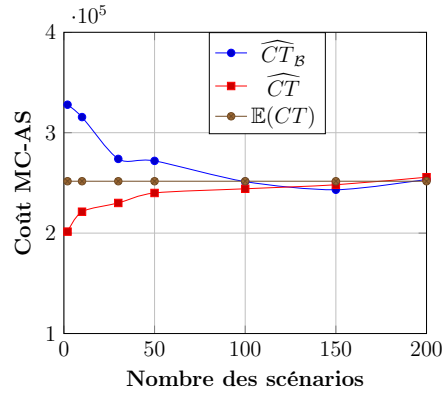
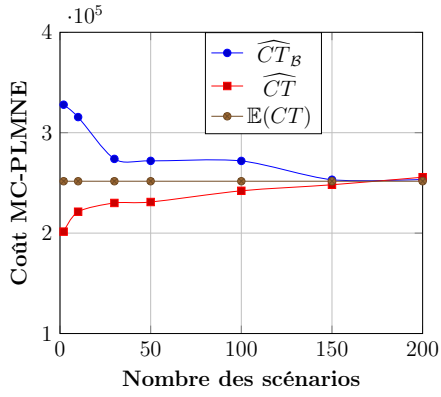
4.5.3 Efficacité de l'agrégation des scénarios combinée avec l'échantillonnage des scénarios

Les résultats numériques présentés dans la section 4.5.2 montrent que le modèle AS-PLMNE surpasse clairement le PLMNE classique. En outre, l'approche basée sur l'agrégation des scénarios peut résoudre en quelques secondes des cas importants où le croisement d'ordres est interdit. Toutefois, cette technique ne peut pas résoudre les cas où les délais de remise à neuf sont importants et/ou les ordres peuvent se croiser dans le temps. Pour cette raison, la présente section examine les performances du AS-PLMNE dans les cas de croisement d'ordres, lorsque les coûts totaux sont approximés à l'aide de l'échantillonnage Monte Carlo, comme le montrent les équations (4.25) et (4.26).

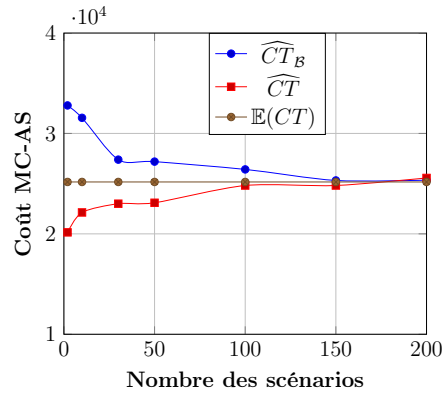
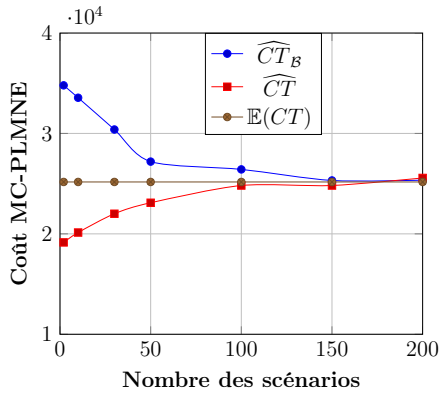
La Figure 4.2 illustre la convergence moyenne des valeurs estimées vers les valeurs exactes pour les différents nombres d'échantillons. D'une part, cette figure montre que pour ϑ_i (respectivement Γ_{it}) égal à 200, l'approche MC-PLMNE (respectivement MC-AS) peut générer une bonne approximation du problème stochastique pour tous les tests en moyenne. En outre, les résultats montrent que le modèle MC-AS proposé donne une bonne approximation avec moins de scénarios que celui de MC-PLMNE. Par exemple, pour les problèmes à 10 périodes, les courbes de la Figure 4.2a montrent que le modèle MC-AS fournit une bonne approximation avec 50 scénarios, alors que le modèle MC-PLMNE nécessite au moins 100 scénarios.



(a) Convergence des problèmes avec 10 périodes en moyenne.



(b) Convergence des problèmes avec 20 périodes en moyenne.



(c) Convergence des problèmes avec 30 périodes en moyenne.

FIGURE 4.2 – Convergence en moyenne.

Les résultats de l'optimisation de MC-PLMNE et MC-AS obtenus sous 200 échantillons aléatoires sont détaillés dans le Tableau 4.7. Ce tableau indique que le temps de calcul de l'approche MC-PLMNE diminue avec l'augmentation de la taille de l'intervalle des délais. En ce qui concerne la méthode combinant la simulation de Monte Carlo et l'approche d'agrégation des scénarios (MC-AS), le même tableau montre clairement que cette approche peut résoudre tous les problèmes dans un délai raisonnable.

Pour approfondir la qualité de l'approximation obtenue avec l'optimisation, le Tableau 4.8 indique les écarts en pourcentage G^+ entre le coût optimal obtenu avec AS-PLMNE et la solution obtenue avec l'approche d'échantillonnage MC-PLMNE (respectivement MC-AS). Dans certains cas, le modèle basé sur l'agrégation des scénarios (SA-PLMNE) ne peut pas fournir de solutions exactes, alors aucune comparaison ne sera faite, et ce cas est indiqué par un "*".

TABLE 4.7 – Performance de la simulation Monte Carlo.

(a) Problème avec 10 périodes.

<i>Articles</i>	MC-PLMNE						MC-AS					
	<i>10</i>		<i>20</i>		<i>30</i>		<i>10</i>		<i>20</i>		<i>30</i>	
$L_i^+ - L_i^-$	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)
1	50	16,68	50	38,60	50	90,31	50	7,48	50	23,25	50	41,53
6	50	9,89	50	27,20	50	54,39	50	4,23	50	17,73	50	36,15
9	50	6,68	50	25,71	50	51,06	50	4,92	50	17,17	50	64,21
10	50	5,62	50	14,75	50	49,95	50	5,23	50	13,09	50	34,35
Moyenne	50	9,71	50	26,56	50	61,42	50	5,46	50	17,81	50	44,06

(b) Problème avec 20 périodes.

<i>Articles</i>	MC-PLMNE						MC-AS					
	<i>10</i>		<i>20</i>		<i>30</i>		<i>10</i>		<i>20</i>		<i>30</i>	
$L_i^+ - L_i^-$	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)
1	50	74,3	50	290,1	50	482,1	50	22,8	50	88,2	50	260,2
6	50	49,9	50	93,4	50	191,9	50	20,7	50	98,2	50	200,3
9	50	31,4	50	98,8	50	210,1	50	22,2	50	75,6	50	190,9
20	50	26,7	50	84,6	50	98,7	50	19,6	50	93,8	50	277,1
Moyenne	50	45,6	50	141,7	50	245,7	50	21,3	50	88,9	50	232,1

(c) Problème avec 30 périodes.

<i>Articles</i>	MC-PLMNE						MC-AS					
	<i>10</i>		<i>20</i>		<i>30</i>		<i>10</i>		<i>20</i>		<i>30</i>	
$L_i^+ - L_i^-$	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)	<i>N*</i>	T(s)
1	50	160,9	50	430,1	50	1757,5	50	50,9	50	261,2	50	632,4
6	50	113,5	50	302,7	50	600,9	50	61,5	50	292,6	50	883,5
9	50	129,4	50	264,5	50	574,2	50	67,6	50	275,7	50	952,4
30	50	84,9	50	204,9	50	647,5	50	59,0	50	255,9	50	1255,3
Moyenne	50	122,1	50	300,5	50	895	50	194,7	50	271,35	50	931

L'observation la plus remarquable est que l'écart en pourcentage entre les solutions MC-PLMNE et AS-PLMNE ne dépasse pas 1,78 % en moyenne pour tous les tests, tandis que celui de MC-AS ne dépasse pas 1,05 % en moyenne. Cette observation confirme que MC-AS offre une meilleure approximation que MC-PLMNE. Notons que l'écart d'optimalité G^* renvoyé par CPLEX est nul pour toutes les instances.

TABLE 4.8 – Écarts d’optimalité en moyenne.

(a) Problème avec 10 périodes.

<i>items</i>	MC-PLMNE			MC-AS		
	<i>10</i>	<i>20</i>	<i>30</i>	<i>10</i>	<i>20</i>	<i>30</i>
$L_i^+ - L_i^-$	G^+	G^+	G^+	G^+	G^+	G^+
1	2.01	1.08	1.26	0.74	1.65	0.95
6	1.65	0.35	0.75	0.45	0.99	1.32
9	2.33	1.67	1.07	1.06	0.57	0.72
10	1.06	1.87	*	1.35	1.01	*
Moyenne	1.76	1.24	0.77	0.9	1.05	0.74

(b) Problème avec 20 périodes.

<i>Articles</i>	MC-PLMNE			MC-AS		
	<i>10</i>	<i>20</i>	<i>30</i>	<i>10</i>	<i>20</i>	<i>30</i>
$L_i^+ - L_i^-$	G^+	G^+	G^+	G^+	G^+	G^+
1	0.87	1.36	1.94	0.41	1.02	0.81
6	1.96	0.74	1.98	0.09	0.94	1.06
9	0.98	*	*	1.12	*	*
20	*	*	*	*	*	*
Moyenne	0.95	0.52	0.98	0.4	0.49	0.46

(c) Problème avec 30 périodes.

<i>items</i>	MC-PLMNE			MC-AS		
	<i>10</i>	<i>20</i>	<i>30</i>	<i>10</i>	<i>20</i>	<i>30</i>
$L_i^+ - L_i^-$	G^+	G^+	G^+	G^+	G^+	G^+
1	0.06	1.33	1.27	0.06	0.98	1.02
6	1.92	1.47	0.65	1.43	0.57	1.18
9	*	*	*	*	*	*
30	*	*	*	*	*	*
Moyenne	0.49	0.7	0.48	0.37	0.38	0.55

Afin d’illustrer le temps de calcul et l’écart d’optimalité moyen obtenu en résolvant l’AME pour MC-PLMNE et MC-AS, les résultats de l’échantillonnage sont présentés dans le tableau 4.9. Ce tableau montre que l’AME peut garantir la convergence de la solution exacte avec un G^+ et un temps de résolution qui ne dépassent pas respectivement, 0,5% et 110 secondes en moyenne pour les deux modèles. No-

tons que les coûts pour MC-PLMNE (respectivement, MC-AS) sont non biaisés car ils sont évalués par une simulation sur des scénarios de 10^4 et/ou 10^3 différents des scénarios utilisés pour l'optimisation.

TABLE 4.9 – Performance d'AME en moyenne.

<i>Articles</i>	MC-PLMNE						MC-AS					
	<i>10</i>		<i>20</i>		<i>30</i>		<i>10</i>		<i>20</i>		<i>30</i>	
Périodes	T(s)	G^+	T(s)	G^+	T(s)	G^+	T(s)	G^+	T(s)	G^+	T(s)	G^+
10	24.1	0.62	48.2	0.17	83.1	0.33	22.3	0.29	53.9	0.12	85.4	0.64
20	53.9	0.43	117.3	0.51	211.7	0.09	69.6	0.35	81.2	0.05	120.3	0.07
30	88.4	0.04	157.3	0.52	27.2	0.74	77.7	0.64	136.3	0.26	22.9	0.17
Moyenne	55.5	0.36	107.6	0.4	107.3	0.38	56.5	0.42	90.46	0.14	76.3	0.29

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un modèle stochastique pour le problème de Lot-sizing qui permet aux ordres de désassemblage de se croiser dans le temps. Les périodes de temps écoulées entre la passation d'un ordre de désassemblage et la réception de chaque composant sont stochastiques. Ces délais incertains sont représentés via un ensemble des scénarios obtenus à partir des données historiques et des distributions de probabilité connues et bornées. Le modèle de planification proposé permet d'identifier la quantité des produits à démonter durant chaque période afin de minimiser l'espérance du coût total.

Notre contribution peut être résumée comme suit : premièrement, une formulation du problème LSD par un programme linéaire mixte en nombres entiers stochastique à deux étapes est proposée. Les décisions de la première étape correspondent à la quantité de produits en fin de vie à démonter ainsi qu'à la capacité supplémentaire à ajouter à chaque période. Les décisions de la deuxième étape correspondent aux niveaux de stocks et de rupture de stock pour chaque composant sur l'horizon de planification. Ce modèle décrit le paramètre incertain à travers l'ensemble de tous les scénarios possibles. Deuxièmement, en raison de grand nombre des scénarios, une approche d'optimisation qui combine la simulation Monte Carlo et la programmation linéaire mixte en nombres entiers basée sur un échantillonnage générés aléatoirement

est développée. Par conséquent, plus le nombre des scénarios représentant les délais stochastiques impliqués est élevé, plus la solution du problème d'optimisation est précise. En troisième lieu, une technique de réduction des scénarios est développée pour identifier un ensemble des scénarios réduit qui fournit des solutions exactes. L'efficacité de cette approche a été testée et prouvée avec succès et en particulier pour les cas où les croisements d'ordres sont interdits. Bien que cette technique soit intéressante, elle peut souffrir de l'impossibilité d'identifier toutes les solutions possibles à mesure que la complexité du problème augmente. Pour cette raison, une approche d'optimisation combinant l'agrégation des scénarios et la simulation Monte Carlo est présentée. Finalement, l'approximation moyenne par échantillonnage est développée pour approximer les coûts exacts. Cette approche a été efficace pour toutes les instances traitées. Les résultats de calcul soulignent que le modèle qui combine la simulation Monte Carlo et l'agrégation des scénarios est assez efficace et peut fournir une bonne approximation avec 200 échantillons aléatoires indépendants. Par conséquent, nous pouvons affirmer que notre étude apporte un soutien supplémentaire pour résoudre le problème stochastique du LSD et valide l'utilité des approches d'approximation moyenne par échantillonnage, d'agrégation des scénarios et de l'échantillonnage Monte Carlo.

Conclusion générale et perspectives

Ce manuscrit s'est concentré sur le processus de désassemblage, l'une des activités indispensables pour la récupération et le rejet des produits en fin de vie en logistique inverse. Cependant, le désassemblage et la remise à neuf se font généralement dans un environnement industriel où leurs délais sont difficiles à estimer. En effet, dans le système de désassemblage discret proposé dans cette thèse, les délais opérationnels réels varient en raison du temps de désassemblage, du temps de remise à neuf et de la réparation des composants. Cette incertitude se réalise quand les délais réels varient considérablement par rapport aux délais estimés et par la suite la demande des clients est très difficile à prévoir en terme de temps de disponibilité.

Cette thèse a examiné le problème de la détermination du plan de désassemblage de produits en fin de vie tout en satisfaisant les demandes en composants sur un horizon de planification donné. Les travaux présentés dans ce manuscrit portent sur la planification de désassemblage dans un contexte certain et incertain. Nous avons considéré principalement trois types de problèmes qui vont être expliqués d'une manière détaillée comme suit :

Dans le premier chapitre, nous avons présenté les travaux existants dans la littérature scientifique traitant le problème de lot-sizing en désassemblage (LDS). Cette étude nous a permis de détecter un manque d'approches capables de fournir aux planificateurs des informations utiles concernant un système de désassemblage quand les délais de remise à neuf sont incertains.

Dans le second chapitre, nous avons examiné le premier problème permettant de déterminer les dates et les quantités optimales de produits à désassembler pour répondre aux demandes connues des clients. Ce problème multi-période traite un système de désassemblage multi-niveau, un seul type de produit avec le partage des composants. Les capacités de désassemblage et des heures supplémentaires sont supposées limitées. Les composants peuvent être rejetés lors de l'opération de désas-

semblage avec un taux de rejet connu. L'objectif est de maximiser le profit tout en minimisant la somme des fonctions de coût que l'on peut rencontrer dans la pratique, tels que le coût de setup, de stockage, d'approvisionnement externe, de rupture en stock et de pénalité de dépassement de temps de désassemblage. Un modèle de programmation linéaire mixte en nombres entiers (PLMNE) a été suggéré pour représenter et résoudre de façon optimale ce problème. Les tests numériques ont été effectués sur 450 instances générées d'une façon aléatoire. Le modèle se limite à un système de désassemblage avec 30 articles et 30 périodes en 3600 secondes à l'aide d'un logiciel de programmation mathématique tel que CPLEX. Nous avons également mené une analyse de sensibilité sur la capacité de désassemblage, le temps de setup et le coût d'approvisionnement externe. Cette étude a fourni des conclusions intéressantes pour le gestionnaire.

Dans le troisième chapitre, un problème stochastique mono-période qui considère un système de désassemblage à deux-niveau et un seul type de produit a été résolu. La capacité de désassemblage est supposée infinie. Les délais incluant le temps de désassemblage et le temps de remise à neuf de composants sont considérés comme des variables stochastiques indépendantes avec des distributions de probabilité quelconques connues. Une modélisation de paramètres incertains par des intervalles fermés est appliquée. Les demandes en composants sont supposées déterministes et constantes. Dans ce chapitre nous avons développé une expression analytique pour la fonction de coût à minimiser. Cette fonction est égale à la somme d'espérances mathématiques de coût de stockage et de rupture de stock des composants. Une approche exacte basée sur une formule Newsboy a été développée pour déterminer la date de début de désassemblage optimale qui minimise l'espérance mathématique du coût total. Afin d'analyser l'effet de la variabilité de délais de remise à neuf sur la robustesse du modèle proposé, nous avons généré 400 instances d'une façon aléatoire. Les résultats soulignent qu'il est important d'obtenir des bonnes données statistiques pour garantir une estimation fiable de distribution de probabilité.

Dans le quatrième chapitre afin de se rapprocher à des méthodes de planification industrielles du système RMRP, nous nous sommes placés dans un environnement multi-période. Un problème de planification de désassemblage à deux-niveau et un seul type de produit avec une restriction de capacité des ressources est résolu. Les cas sans et avec croisement des ordres sont étudiés. Le délai de remise à neuf de chaque composant à chaque période est incertain. Ces délais incertains sont représentés via un ensemble de scénarios obtenus à partir des données historiques et des distributions de probabilité connues et bornées. Les demandes dynamiques en composants

sont connues. Le problème est formulé en tant qu'un modèle de programmation stochastique en deux étapes. Les décisions de première étape correspondent à la quantité de produit en fin de vie à démonter et les heures supplémentaires à ajouter à chaque période. Les décisions de la deuxième étape correspondent aux niveaux de stocks et de rupture de stock pour chaque composant sur l'horizon de planification. Ce modèle décrit le paramètre incertain à travers l'ensemble de toutes les combinaisons possibles des délais. L'objectif est de minimiser la somme des coûts de setup et de dépassement de la capacité et l'espérance mathématique de la somme des coûts de rupture et de stockage des composants. Le modèle stochastique proposé est difficile à résoudre en raison du grand nombre de scénarios représentant les paramètres incertains. Quatre approches sont proposées afin d'optimiser la complexité du problème à savoir : (i) une méthode d'optimisation qui combine la simulation Monte Carlo et la programmation linéaire mixte en nombres entiers, (ii) une technique d'agrégation des scénarios, (iii) une méthode d'optimisation qui combine la simulation Monte Carlo et la technique d'agrégation et (iv) une approximation moyenne par échantillonnage. Les résultats des tests sur un certain nombre de problèmes générés aléatoirement montrent l'efficacité des modèles proposés et la convergence de l'estimateur AME qui en résulte dans un temps de calcul très raisonnable.

Par la suite, nous prévoyons un certain nombre de façons afin d'étendre cette recherche :

Tout d'abord, la plupart des travaux qui traitent le problème LSD sous incertitude sont considérés à deux-niveau et un seul type de produit en fin de vie. De point de vue pratique, les entreprises traitent généralement les systèmes de désassemblage portant sur des nomenclature à plusieurs niveaux et plusieurs types de produits. Un domaine de recherche prometteur pour l'avenir peut être la résolution du problème de lot-sizing à plusieurs niveaux et plusieurs types de produits.

En suite, l'intégration de problème de séquençement et de planification du désassemblage sera notre deuxième orientation future de la recherche. Dans cette thèse, il est supposé que la nomenclature de désassemblage est utilisée comme une donnée d'entrée pour la planification du désassemblage. En résolvant les deux problèmes ensemble, une structure de désassemblage est obtenue. Suite à la forte dépendance entre le séquençement et la planification du désassemblage, si les deux problèmes sont considérés dans le même modèle, plus de réduction des coûts peut être obtenue. Ici, le plan de désassemblage comprend des pièces ou des sous-ensembles à démonter, la séquence de désassemblage, les délais requis, etc.

De plus, de nombreuses recherches se sont concentrées sur le désassemblage, où des problèmes à la fois déterministes et stochastiques pour un désassemblage complet sans aucun composant cible ont été pris en compte. L'étude de désassemblage sélectif pourrait être un axe implorant pour des futures recherches .

Enfin, une construction de référentiels plus variés intégrant des données réelles, ainsi que l'analyse du comportement de nos modèles via la conception d'expériences pourraient être une autre piste de nos futures recherches .

Travaux réalisés

Article de revue publié

1. **Slama I.**, Ben Ammar O., Dolgui A. & Masmoudi F. (2020). New mixed integer approach to solve a multi-level capacitated disassembly lot-sizing problem with defective items and backlogging. *Journal of Manufacturing Systems* 56, 50-57.

Articles de revues soumis

1. **Slama I.**, Ben Ammar O., Dolgui A., & Masmoudi F. (2020). Genetic algorithm for solving the disassembly lot-sizing problem under random lead time. *Computers & Industrial Engineering*, soumis.
2. **Slama I.**, Ben Ammar O., Thevenin.S, Dolgui A., & Masmoudi F. (2020). Stochastic program for disassembly lot-sizing under given demand and uncertain component refurbishing lead times. *European Journal of Operational Research*, soumis.

Articles de revues en préparation

1. **Slama I.**, Ben Ammar O., Dolgui A. & Masmoudi F. (2020). Disassembly systems under uncertainty : A state of the art.
2. **Slama I.**, Ben Ammar O.,Thevenin.S, Dolgui A. & Masmoudi F. (2020). Optimization approach for multi-level disassembly systems under uncertainty of

lead-times.

Chapitre de livre

Slama I., Ben Ammar O., Dolgui A., & Masmoudi F. (2020). A Stochastic Model for a Two-Level Disassembly Lot-Sizing Problem Under Random Lead Time. *In IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems*, pages 275–283. Springer.

Articles dans les actes de conférences avec comité de relecture

1. **Slama I.**, Ben Ammar O., Dolgui A., & Masmoudi F. (2020). Modélisation et optimisation de problème de planification de type RMRP. *MOSIM 2020*, Agadir-Maroc, 12-14 Novembre, 2020, 6 pages, **accepté**.
2. **Slama I.**, Ben Ammar O., Dolgui A. & Masmoudi F. (2020). A Newsboy formulae to optimize planned lead times for two-level disassembly systems. *IFAC World Congress 2020*, Berlin, Germany, July 12-17, 2020, 6 pages.
3. **Slama I.**, Ben Ammar O., Masmoudi F. & Dolgui A. (2019). Disassembly scheduling problem : literature review and future research directions. *IFAC-PapersOnLine*, 52(13) :601–606.
4. **Slama I.**, Ben Ammar O., Masmoudi F. & Dolgui A. (2019). Scenario-based stochastic linear programming model for multi-period disassembly lot-sizing problems under random lead time. *IFAC-PapersOnLine*, 52(13) :595–600

Résumés de conférence

1. **Slama I.**, Ben Ammar O., Masmoudi F. & Dolgui A. (2020). Newsboy problem with two-level disassembly system and stochastic lead time. *21^e Congrès*

Annuel de la Société Française de Recherche Opérationnelle et d'Aide à la Décision (ROADEF 2020), Montpellier, France, February 19-21, 2020, 2 pages.

2. **Slama I.**, Benaissa M.,& Masmoudi F. (2018). Disassembly scheduling with capacity constraints, safety stocks and lost component. *The International Conference of the African Federation of Operational Research Societies 2018*, Tunis, Tunisia, July 2–4 2018, 2 pages.

Bibliographie

- Arkin, E., Joneja, D., and Roundy, R. (1989). Computational complexity of uncapacitated multi-echelon production planning problems. *Operations research letters*, 8(2) :61–66.
- Barba-Gutiérrez, Y. and Adenso-Díaz, B. (2009). Reverse mrp under uncertain and imprecise demand. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 40(3-4) :413–424.
- Barba-Gutiérrez, Y., Adenso-Díaz, B., and Gupta, S. M. (2008). Lot sizing in reverse mrp for scheduling disassembly. *International Journal of Production Economics*, 111(2) :741–751.
- Battaïa, O. and Dolgui, A. (2013). A taxonomy of line balancing problems and their solution approaches. *International Journal of Production Economics*, 142(2) :259–277.
- Ben-Ammar, O., Bettayeb, B., and Dolgui, A. (2019). Optimization of multi-period supply planning under stochastic lead times and a dynamic demand. *International Journal of Production Economics*, 218 :106–117.
- Ben-Ammar, O., Dolgui, A., and Wu, D. D. (2018). Planned lead times optimization for multi-level assembly systems under uncertainties. *Omega*, 78 :39–56.
- Bennekrouf, M. (2014). *Modélisation et Simulation d’Une Chaîne Logistique Inverse en Tenant Compte de La Robustesse*. PhD thesis.
- Bentaha, M. L. (2014). *Conception combinatoire des lignes de désassemblage sous incertitudes*. PhD thesis, Saint-Etienne, EMSE.
- Bentaha, M. L., Battaïa, O., and Dolgui, A. (2014). A sample average approximation method for disassembly line balancing problem under uncertainty. *Computers & Operations Research*, 51 :111–122.

- Bentaha, M. L., Battaïa, O., and Dolgui, A. (2015a). An exact solution approach for disassembly line balancing problem under uncertainty of the task processing times. *International Journal of Production Research*, 53(6) :1807–1818.
- Bentaha, M. L., Dolgui, A., and Battaïa, O. (2015b). A bibliographic review of production line design and balancing under uncertainty. *IFAC-PapersOnLine*, 48(3) :70–75.
- Birge, J. R. and Louveaux, F. (2011). *Introduction to stochastic programming*. Springer Science & Business Media.
- Bookbinder, J. H. and Tan, J.-Y. (1988). Strategies for the probabilistic lot-sizing problem with service-level constraints. *Management Science*, 34(9) :1096–1108.
- Borodin, V., Dolgui, A., Hnaien, F., and Labadie, N. (2016). Component replenishment planning for a single-level assembly system under random lead times : A chance constrained programming approach. *International Journal of Production Economics*, 181 :79–86.
- Brach, F. and Brusset, X. (2014). La reverse logistique en tant qu'avantage compétitif. *Revue Française de Gestion Industrielle*, 33 :33–53.
- Brennan, L., Gupta, S. M., and Taleb, K. N. (1994). Operations planning issues in an assembly/disassembly environment. *International Journal of Operations & Production Management*.
- Brito, M. P. and Dekker, R. (2002). Reverse logistics-a framework. Technical report, Econometric Institute Research Papers.
- Chen, W. H., Foo, G., Kara, S., and Pagnucco, M. (2020). Application of a multi-head tool for robotic disassembly. *Procedia CIRP*, 90 :630–635.
- Chen, W.-H. and Thizy, J.-M. (1990). Analysis of relaxations for the multi-item capacitated lot-sizing problem. *Annals of operations Research*, 26(1) :29–72.
- Çil, Z. A., Mete, S., and Serin, F. (2020). Robotic disassembly line balancing problem : A mathematical model and ant colony optimization approach. *Applied Mathematical Modelling*.
- Dawal, M., Zawiah, S., Ghazilla, R., Ariffin, R., Zadry, H. R., Widia, M., and Abdullah, N. S. (2013). Incorporating ergonomics evaluation in assembly and disassembly of repetitive task : Focusing on load task. In *Advanced Materials Research*, volume 712, pages 2879–2883. Trans Tech Publ.

- Decker, K. M. (1991). The monte carlo method in science and engineering : Theory and application. *Computer methods in applied mechanics and engineering*, 89(1-3) :463–483.
- Dempsey, P. G., Mathiassen, S. E., Jackson, J. A., and O’Brien, N. V. (2010). Influence of three principles of pacing on the temporal organisation of work during cyclic assembly and disassembly tasks. *Ergonomics*, 53(11) :1347–1358.
- Dini, G., Failli, F., and Santochi, M. (2001). A disassembly planning software system for the optimization of recycling processes. *Production Planning & Control*, 12(1) :2–12.
- Dolgui, A., Ben-Ammar, O., Hnaien, F., and Ould-Louly, M.-A. (2013). A state of the art on supply planning and inventory control under lead time uncertainty. *Studies in Informatics and Control*, 22 :255–268.
- Dupont, L. (1998). *La gestion industrielle*. Hermès.
- Duță, L. and Filip, F. G. (2008). Control and decision-making process in disassembling used electronic products. *Studies in Informatics and Control*, 17(1) :17–26.
- Edis, E. B. (2020). Constraint programming approaches to disassembly line balancing problem with sequencing decisions. *Computers & Operations Research*, page 105111.
- Efendigil, T., Önüt, S., and Kongar, E. (2008). A holistic approach for selecting a third-party reverse logistics provider in the presence of vagueness. *Computers & Industrial Engineering*, 54(2) :269–287.
- Ezzati, R., Khorram, E., and Enayati, R. (2015). A new algorithm to solve fully fuzzy linear programming problems using the molp problem. *Applied mathematical modelling*, 39(12) :3183–3193.
- Fallah-Jamshidi, S., Karimi, N., and Zandieh, M. (2011). A hybrid multi-objective genetic algorithm for planning order release date in two-level assembly system with random lead times. *Expert Systems with Applications*, 38(11) :13549–13554.
- Fang, C., Liu, X., Pardalos, P. M., Long, J., Pei, J., and Zuo, C. (2017). A stochastic production planning problem in hybrid manufacturing and remanufacturing systems with resource capacity planning. *Journal of Global Optimization*, 68(4) :851–878.

- Felfel, H., Yahia, W. B., Ayadi, O., and Masmoudi, F. (2018). Stochastic multi-site supply chain planning in textile and apparel industry under demand and price uncertainties with risk aversion. *Annals of Operations Research*, 271(2) :551–574.
- Fishman, G. (1996). Monte carlo : concepts, algorithms, and applications. *Science Business Media*.
- Florian, M., Lenstra, J. K., and Rinnooy Kan, A. (1980). Deterministic production planning : Algorithms and complexity. *Management science*, 26(7) :669–679.
- Gao, K., He, Z., Huang, Y., Duan, P., and Suganthan, P. (2020). A survey on metaheuristics for solving disassembly line balancing, planning and scheduling problems in remanufacturing. *Swarm and Evolutionary Computation*, page 100719.
- Gao, N. and Chen, W. (2008). A genetic algorithm for disassembly scheduling with assembly product structure. In *2008 IEEE International Conference on Service Operations and Logistics, and Informatics*, volume 2, pages 2238–2243. IEEE.
- Godichaud, M. (2009). *Outils d'aide à la décision pour la sélection des filières de valorisation des produits de la déconstruction des systèmes en fin de vie : application au domaine aéronautique*. PhD thesis.
- Godichaud, M. and Amodeo, L. (2018). Economic order quantity for multistage disassembly systems. *International Journal of Production Economics*, 199 :16–25.
- Godichaud, M. and Amodeo, L. (2019). Eoq inventory models for disassembly systems with disposal and lost sales. *International Journal of Production Research*, 57(18) :5685–5704.
- Godichaud, M., Amodeo, L., and Hrouga, M. (2015). Metaheuristic based optimization for capacitated disassembly lot sizing problem with lost sales. In *2015 International Conference on Industrial Engineering and Systems Management (IESM)*, pages 1329–1335. IEEE.
- Gorissen, B. L., Yanıkoğlu, İ., and den Hertog, D. (2015). A practical guide to robust optimization. *Omega*, 53 :124–137.
- Guide Jr, V. D. R. (2000). Production planning and control for remanufacturing : industry practice and research needs. *Journal of operations Management*, 18(4) :467–483.

- Guide Jr, V. D. R., Jayaraman, V., and Srivastava, R. (1999). Production planning and control for remanufacturing : a state-of-the-art survey. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 15(3) :221–230.
- Guiras, Z., Turki, S., Rezg, N., and Dolgui, A. (2019). Optimal maintenance plan for two-level assembly system and risk study of machine failure. *International Journal of Production Research*, 57(8) :2446–2463.
- Gungor, A. and Gupta, S. M. (1998). Disassembly sequence planning for products with defective parts in product recovery. *Computers & Industrial Engineering*, 35(1-2) :161–164.
- Gungor, A. and Gupta, S. M. (1999). Issues in environmentally conscious manufacturing and product recovery : a survey. *Computers & Industrial Engineering*, 36(4) :811–853.
- Güngör, A. and Gupta, S. M. (2001). Disassembly sequence plan generation using a branch-and-bound algorithm. *International Journal of Production Research*, 39(3) :481–509.
- Gungor, A. and Gupta, S. M. (2001). A solution approach to the disassembly line balancing problem in the presence of task failures. *International journal of production research*, 39(7) :1427–1467.
- Güngör, A. and Gupta, S. M. (2002). Disassembly line in product recovery. *International Journal of Production Research*, 40(11) :2569–2589.
- Gupta, S. and Taleb, K. (1994). Scheduling disassembly. *The International Journal of Production Research*, 32(8) :1857–1866.
- Hammersley, J. and Handscomb, D. (1964). Monte carlo methods, methuen & co. *Ltd., London*, 40.
- Han, H.-J., Yu, J.-M., and Lee, D.-H. (2013). Mathematical model and solution algorithms for selective disassembly sequencing with multiple target components and sequence-dependent setups. *International Journal of Production Research*, 51(16) :4997–5010.
- He, J., Chu, F., Zheng, F., and Liu, M. (2020). A green-oriented bi-objective disassembly line balancing problem with stochastic task processing times. *Annals of Operations Research*, pages 1–23.

- He, J., Chu, F., Zheng, F., Liu, M., and Chu, C. (2019). A multi-objective distribution-free model and method for stochastic disassembly line balancing problem. *International Journal of Production Research*, pages 1–17.
- Hnaien, F. (2008). *Gestion des stocks dans des chaînes logistiques face aux aléas des délais d’approvisionnements*. PhD thesis.
- Hnaien, F. and Afsar, H. M. (2017). Robust single-item lot-sizing problems with discrete-scenario lead time. *International Journal of Production Economics*, 185 :223–229.
- Hnaien, F., Delorme, X., and Dolgui, A. (2009). Genetic algorithm for supply planning in two-level assembly systems with random lead times. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 22(6) :906–915.
- Hrouga, M. (2016). *Optimisation de la logistique inverse et planification du désassemblage*. PhD thesis, Troyes.
- Hu, J.-S., Zheng, H., Xu, R.-Q., Ji, Y.-P., and Guo, C.-Y. (2010). Supply chain coordination for fuzzy random newsboy problem with imperfect quality. *International Journal of Approximate Reasoning*, 51(7) :771–784.
- Ilgın, M. A. and Gupta, S. M. (2010). Environmentally conscious manufacturing and product recovery (ecmpro) : A review of the state of the art. *Journal of environmental management*, 91(3) :563–591.
- Inderfurth, K. and Langella, I. M. (2006). Heuristics for solving disassemble-to-order problems with stochastic yields. *OR Spectrum*, 28(1) :73–99.
- Inderfurth, K., Vogelgesang, S., and Langella, I. M. (2015). How yield process misspecification affects the solution of disassemble-to-order problems. *International Journal of Production Economics*, 169 :56–67.
- Jeunet, J., Della Croce, F., and Salassa, F. (2019). Heuristic solution methods for the selective disassembly sequencing problem under sequence-dependent costs. *IFAC-PapersOnLine*, 52(13) :1908–1913.
- Ji, X., Zhang, Z., Huang, S., and Li, L. (2016). Capacitated disassembly scheduling with parts commonality and start-up cost and its industrial application. *International Journal of Production Research*, 54(4) :1225–1243.

- Jovane, F., Alting, L., Armillotta, A., Eversheim, W., Feldmann, K., Seliger, G., and Roth, N. (1993). A key issue in product life cycle : disassembly. *CIRP annals*, 42(2) :651–658.
- Kalayci, C. B., Gupta, S. M., and Nakashima, K. (2012). A simulated annealing algorithm for balancing a disassembly line. In *Design for innovative value towards a sustainable society*, pages 714–719. Springer.
- Kalayci, C. B., Hancilar, A., Gungor, A., and Gupta, S. M. (2015). Multi-objective fuzzy disassembly line balancing using a hybrid discrete artificial bee colony algorithm. *Journal of Manufacturing Systems*, 37 :672–682.
- Kang, K.-W., Doh, H.-H., Park, J.-H., and Lee, D.-H. (2016). Disassembly leveling and lot sizing for multiple product types : a basic model and its extension. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 82(9-12) :1463–1473.
- Kim, D.-H., Doh, H.-H., and Lee, D.-H. (2018a). Multi-period disassembly levelling and lot-sizing for multiple product types with parts commonality. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B : Journal of Engineering Manufacture*, 232(5) :867–878.
- Kim, D.-H. and Lee, D.-H. (2011). A heuristic for multi-period disassembly leveling and scheduling. In *2011 IEEE/SICE international symposium on system integration (SII)*, pages 762–767. IEEE.
- Kim, H.-J., Lee, D.-H., and Xirouchakis, P. (2006a). A lagrangean heuristic algorithm for disassembly scheduling with capacity constraints. *Journal of the Operational Research Society*, 57(10) :1231–1240.
- Kim, H.-J., Lee, D.-H., and Xirouchakis, P. (2006b). Two-phase heuristic for disassembly scheduling with multiple product types and parts commonality. *International Journal of Production Research*, 44(1) :195–212.
- Kim, H.-J., Lee, D.-H., and Xirouchakis, P. (2007). Disassembly scheduling : literature review and future research directions. *International Journal of Production Research*, 45(18-19) :4465–4484.
- Kim, H.-J., Lee, D.-H., and Xirouchakis, P. (2008). An exact algorithm for two-level disassembly scheduling. *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, 34(4) :414–424.

- Kim, H.-J., Lee, D.-H., Xirouchakis, P., and Kwon, O. (2009). A branch and bound algorithm for disassembly scheduling with assembly product structure. *Journal of the Operational Research Society*, 60(3) :419–430.
- Kim, H.-J., Lee, D.-H., Xirouchakis, P., and Züst, R. (2003). Disassembly scheduling with multiple product types. *CIRP Annals*, 52(1) :403–406.
- Kim, H.-J. and Xirouchakis, P. (2010). Capacitated disassembly scheduling with random demand. *International Journal of Production Research*, 48(23) :7177–7194.
- Kim, H.-W., Park, C., and Lee, D.-H. (2018b). Selective disassembly sequencing with random operation times in parallel disassembly environment. *International Journal of Production Research*, 56(24) :7243–7257.
- Kim, J.-G., Jeon, H.-B., Kim, H.-J., Lee, D.-H., and Xirouchakis, P. (2005). Capacitated disassembly scheduling : minimizing the number of products disassembled. In *International Conference on Computational Science and Its Applications*, pages 538–547. Springer.
- Kleywegt, A. J., Shapiro, A., and Homem-de Mello, T. (2002). The sample average approximation method for stochastic discrete optimization. *SIAM Journal on Optimization*, 12(2) :479–502.
- Kongar, E. and Gupta, S. M. (2006). Disassembly to order system under uncertainty. *Omega*, 34(6) :550–561.
- Kucukkoc, I. (2020). Balancing of two-sided disassembly lines : Problem definition, milp model and genetic algorithm approach. *Computers & Operations Research*, 124 :105064.
- Laili, Y., Li, Y., Fang, Y., Pham, D. T., and Zhang, L. (2020). Model review and algorithm comparison on multi-objective disassembly line balancing. *Journal of Manufacturing Systems*, 56 :484–500.
- Lambert, A. and Gupta, S. M. (2008). Methods for optimum and near optimum disassembly sequencing. *International Journal of Production Research*, 46(11) :2845–2865.
- Lamiri, M., Grimaud, F., and Xie, X. (2009). Optimization methods for a stochastic surgery planning problem. *International Journal of Production Economics*, 120(2) :400–410.

- Lamiri, M., Xie, X., Dolgui, A., and Grimaud, F. (2008). A stochastic model for operating room planning with elective and emergency demand for surgery. *European Journal of Operational Research*, 185(3) :1026–1037.
- Lee, D.-H., Kim, H., Choi, G., and Xirouchakis, P. (2004). Disassembly scheduling : integer programming models. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B : Journal of Engineering Manufacture*, 218(10) :1357–1372.
- Lee, D.-H. and Xirouchakis, P. (2004). A two-stage heuristic for disassembly scheduling with assembly product structure. *Journal of the Operational Research Society*, 55(3) :287–297.
- Lee, D.-H., Xirouchakis, P., and Zust, R. (2002). Disassembly scheduling with capacity constraints. *CIRP Annals*, 51(1) :387–390.
- Li, B., Ding, L., Rajai, M., Hu, D., and Zheng, S. (2018). Backtracking algorithm-based disassembly sequence planning. *Procedia CIRP*, 69 :932–937.
- Li, K., Liu, Q., Xu, W., Liu, J., Zhou, Z., and Feng, H. (2019). Sequence planning considering human fatigue for human-robot collaboration in disassembly. *Procedia CIRP*, 83 :95–104.
- Liu, J., Zhou, Z., Pham, D. T., Xu, W., Ji, C., and Liu, Q. (2020). Collaborative optimization of robotic disassembly sequence planning and robotic disassembly line balancing problem using improved discrete bees algorithm in remanufacturing. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 61 :101829.
- Liu, K. and Zhang, Z.-H. (2018). Capacitated disassembly scheduling under stochastic yield and demand. *European Journal of Operational Research*, 269(1) :244–257.
- Marzano, A., Vichare, P., and Muñoz-Escalona, P. (2018). Design and ergonomic analysis of the waste electrical and electronic equipment (weee) remanufacturing workcell fixture using digital mock-up environment. *Procedia CIRP*, 78 :353–358.
- Mateus, J. E. C., Claeys, D., Limère, V., Cottyn, J., and Aghezzaf, E.-H. (2019). Ergonomic and performance factors for human-robot collaborative workplace design and evaluation. *IFAC-PapersOnLine*, 52(13) :2550–2555.
- Mete, S., Çil, Z. A., Ağpak, K., Özceylan, E., and Dolgui, A. (2016). A solution approach based on beam search algorithm for disassembly line balancing problem. *Journal of Manufacturing Systems*, 41 :188–200.

- Neuendorf, K.-P., Lee, D.-H., Kiritsis, D., and Xirouchakis, P. (2001). Disassembly scheduling with parts commonality using petri nets with timestamps. *Fundamenta Informaticae*, 47(3-4) :295–306.
- Nevison, C. and Burstein, M. (1984). The dynamic lot-size model with stochastic lead times. *Management Science*, 30(1) :100–109.
- Ould-Louly, M.-A. and Dolgui, A. (2001). A generalized newsboy model for supply planning of assembly systems with service level constraint. In *Proceedings of the International Conference on Industry, Engineering and Management Systems*, pages 5–7.
- Ould-Louly, M.-A. and Dolgui, A. (2002). Generalized newsboy model to compute the optimal planned lead times in assembly systems. *International Journal of Production Research*, 40(17) :4401–4414.
- Özceylan, E. and Paksoy, T. (2014). Interactive fuzzy programming approaches to the strategic and tactical planning of a closed-loop supply chain under uncertainty. *International Journal of Production Research*, 52(8) :2363–2387.
- Piewthongngam, K., Chatavithree, P., and Apichottanakul, A. (2019). Disassembly scheduling for the meat processing industry with product perishability. *Journal of Advanced Manufacturing Systems*, 18(03) :447–467.
- Pour-Massahian-Tafti, M., Godichaud, M., and Amodeo, L. (2020). Disassembly eoq models with price-sensitive demands. *Applied Mathematical Modelling*.
- Prakash, P., Ceglarek, D., and Tiwari, M. (2012). Constraint-based simulated annealing (cbsa) approach to solve the disassembly scheduling problem. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 60(9-12) :1125–1137.
- Puente, S., Torres, F., and Aracil, R. (2003). Non-destructive disassembly robot cell for demanufacturing automation. *IFAC Proceedings Volumes*, 36(23) :97–102.
- Quezada, F., Gicquel, C., Kedad-Sidhoum, S., and Vu, D. Q. (2020). A multi-stage stochastic integer programming approach for a multi-echelon lot-sizing problem with returns and lost sales. *Computers & Operations Research*, 116 :104865.
- Ren, Y., Meng, L., Zhang, C., Zhao, F., Saif, U., Huang, A., Mendis, G. P., and Sutherland, J. W. (2020). An efficient metaheuristics for a sequence-dependent disassembly planning. *Journal of Cleaner Production*, 245 :118644.

- Riggs, R. J., Battaïa, O., and Hu, S. J. (2015). Disassembly line balancing under high variety of end of life states using a joint precedence graph approach. *Journal of Manufacturing Systems*, 37 :638–648.
- Sahinidis, N. V. (2004). Optimization under uncertainty : state-of-the-art and opportunities. *Computers & Chemical Engineering*, 28(6-7) :971–983.
- Sakiani, R., Ghomi, S. F., and Zandieh, M. (2012). Multi-objective supply planning for two-level assembly systems with stochastic lead times. *Computers & Operations Research*, 39(7) :1325–1332.
- Santochi, M., Dini, G., and Failli, F. (2002). Computer aided disassembly planning : state of the art and perspectives. *CIRP Annals*, 51(2) :507–529.
- Seliger, G., Basdere, B., Keil, T., and Rebafka, U. (2002). Innovative processes and tools for disassembly. *CIRP Annals*, 51(1) :37–40.
- Seuring, S. (2013). A review of modeling approaches for sustainable supply chain management. *Decision support systems*, 54(4) :1513–1520.
- Shao, Z. and Ji, X. (2006). Fuzzy multi-product constraint newsboy problem. *Applied Mathematics and Computation*, 180(1) :7–15.
- Slama, I., Ben-Ammar, O., Dolgui, A., and Masmoudi, F. (2020a). New mixed integer approach to solve a multi-level capacitated disassembly lot-sizing problem with defective items and backlogging. *Journal of Manufacturing Systems*, 56 :50–57.
- Slama, I., Ben-Ammar, O., Dolgui, A., and Masmoudi, F. (2020b). Newsboy problem with two-level disassembly system and stochastic lead time. *ROADEF*.
- Slama, I., Ben-Ammar, O., Dolgui, A., and Masmoudi, F. (2020c). A stochastic model for a two-level disassembly lot-sizing problem under random lead time. In *IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems*, pages 275–283. Springer.
- Slama, I., Ben-Ammar, O., Masmoudi, F., and Dolgui, A. (2019a). Disassembly scheduling problem : literature review and future research directions. *IFAC-PapersOnLine*, 52(13) :601–606.
- Slama, I., Ben-Ammar, O., Masmoudi, F., and Dolgui, A. (2019b). Scenario-based stochastic linear programming model for multi-period disassembly lot-sizing problems under random lead time. *IFAC-PapersOnLine*, 52(13) :595–600.

- Suzanne, E., Absi, N., and Borodin, V. (2019). Toward circular economy in production planning : Challenges and opportunities.
- Taleb, K. N., Gupta, S. M., and Brennan, L. (1997a). Disassembly of complex product structures with parts and materials commonality. *Production Planning & Control*, 8(3) :255–269.
- Taleb, K. N., Gupta, S. M., and Brennan, L. (1997b). Disassembly of complex product structures with parts and materials commonality. *Production Planning & Control*, 8(3) :255–269.
- Tani, K. and Güner, E. (1996). Concept of an autonomous disassembly system using behavior-based robotics. *Advanced robotics*, 11(2) :187–198.
- Thierry, M., Salomon, M., Van Nunen, J., and Van Wassenhove, L. (1995). Strategic issues in product recovery management. *California management review*, 37(2) :114–136.
- Tian, X. and Zhang, Z.-H. (2019). Capacitated disassembly scheduling and pricing of returned products with price-dependent yield. *Omega*, 84 :160–174.
- Trigeiro, W. W., Thomas, L. J., and McClain, J. O. (1989). Capacitated lot sizing with setup times. *Management science*, 35(3) :353–366.
- Tseng, H.-E., Chang, C.-C., Lee, S.-C., and Huang, Y.-M. (2018). A block-based genetic algorithm for disassembly sequence planning. *Expert Systems with Applications*, 96 :492–505.
- Tseng, H.-E., Chang, C.-C., Lee, S.-C., and Huang, Y.-M. (2019). Hybrid bidirectional ant colony optimization (hybrid baco) : An algorithm for disassembly sequence planning. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 83 :45–56.
- Ullerich, C. and Buscher, U. (2013). Flexible disassembly planning considering product conditions. *International Journal of Production Research*, 51(20) :6209–6228.
- Vongbunyong, S., Kara, S., and Pagnucco, M. (2015). Learning and revision in cognitive robotics disassembly automation. *Robotics and computer-integrated manufacturing*, 34 :79–94.
- Voss, S. and Woodruff, D. L. (2006). *Introduction to computational optimization models for production planning in a supply chain*, volume 240. Springer Science & Business Media.

- Wang, H.-F. and Huang, Y.-S. (2013). A two-stage robust programming approach to demand-driven disassembly planning for a closed-loop supply chain system. *International Journal of Production Research*, 51(8) :2414–2432.
- Week, J. (1979). Optimizing planned lead times and delivery dates. In *21st Annual Conference Proceedings, APICS, 1979*.
- Weigl-Seitz, A., Hohm, K., Seitz, M., and Tolle, H. (2006). On strategies and solutions for automated disassembly of electronic devices. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 30(5-6) :561–573.
- Xu, W., Tang, Q., Liu, J., Liu, Z., Zhou, Z., and Pham, D. T. (2020). Disassembly sequence planning using discrete bees algorithm for human-robot collaboration in remanufacturing. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 62 :101860.
- Youssif, M., Alkadeem, R., and El Dardiry, M. (2011). Incorporating ergonomic factors in disassembly sequence planning. *Alexandria Engineering Journal*, 50(3) :213–217.
- Yuan, L., Cui, J., Zhang, X., and Liu, J. (2020). Framework and enabling technologies of cloud robotic disassembly. *Procedia Computer Science*, 176 :3673–3681.
- Zhang, X. F. and Zhang, S. Y. (2010). Product cooperative disassembly sequence planning based on branch-and-bound algorithm. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 51(9-12) :1139–1147.
- Zheng, F., He, J., Chu, F., and Liu, M. (2018). A new distribution-free model for disassembly line balancing problem with stochastic task processing times. *International Journal of Production Research*, 56(24) :7341–7353.
- Zhu, L., Zhang, Z., and Guan, C. (2020). Multi-objective partial parallel disassembly line balancing problem using hybrid group neighbourhood search algorithm. *Journal of Manufacturing Systems*, 56 :252–269.

Titre : Modélisation et optimisation du problème de planification de désassemblage dans un environnement incertain

Mot clés : Désassemblage, planification de désassemblage, délai de remise à neuf incertain, programmation stochastique, modélisation analytique, agrégation par scénarios.

Résumé : Notre projet de recherche propose de modéliser et d'optimiser le problème lié à la détermination du plan de démontage des produits en fin de vie tout en satisfaisant les demandes en composants sur un horizon de planification donné. Les travaux présentés dans ce manuscrit portent sur la planification de désassemblage dans un contexte certain et incertain. Nous avons considéré trois modélisations principales avec leurs approches de résolution : (i) une modélisation déterministe multi-période qui traite une nomenclature de produit multi-niveau avec le partage des composants qui cherche à maximiser le profit total. Un programme linéaire mixte en nombres entiers est proposé pour résoudre d'une façon optimale le problème, (ii) une modélisation stochastique mono-période pour traiter le cas d'une nomenclature de produit à deux niveaux et un seul type de pro-

duit. Les délais de remise à neuf sont supposés stochastique avec des distributions de probabilité quelconques. Le modèle cherche à minimiser l'espérance mathématique des coûts de stockage et de rupture des composants. Une approche de résolution exacte basée sur le modèle "Newsboy" est développée pour résoudre le problème, et (iii) un modèle stochastique multi-période qui traite l'incertitude des délais de remise à neuf de chaque composant à chaque période est étudié quand le croisement des ordres est autorisé. La programmation linéaire mixte en nombres entiers stochastique, la simulation Monte Carlo et l'agrégation des scénarios sont proposées pour résoudre ce type de problème. Les performances des méthodes de résolution développées sont présentées en analysant les résultats d'optimisation sur un ensemble d'instances générées aléatoirement.

Title: Modeling and optimization of the disassembly planning problem under uncertainty

Keywords: disassembly, disassembly lot-sizing, random refurbishing lead times, stochastic programming, analytical modeling, scenarios aggregation, simulation

Abstract: Our research proposes to model and optimize the disassembly lot-sizing problem. The contributions presented in this manuscript focus on disassembly planning in certain and uncertain context. We have considered three main models with their resolution approaches: (i) a deterministic multi-period modeling that deals with a multi-level product structure with a commonality of components that aims to maximize total profit. A Mixed Integer Linear Programming (MILP) model is proposed to optimally solve the problem, (ii) a single-period stochastic model with a two-level disassembly system and a single type of end-of-life product

under random refurbishing lead times. This model seeks to minimize the total expected cost, composed of inventory and backlog costs. A Newboy approach is proposed to solve the problem, and (iii) a multi-period stochastic model which deals with the uncertainty of refurbishing lead times when order crossover is considered. Stochastic Mixed Integer Linear Program, Monte Carlo simulation and scenario aggregation approaches are proposed to solve the proposed model. The performances of the proposed resolution approaches are presented by analyzing the optimization results on a set of randomly generated instances.