AVERTISSEMENT

Ce document est le fruit d'un long travail approuvé par le jury de soutenance et mis à disposition de l'ensemble de la communauté universitaire élargie.

Il est soumis à la propriété intellectuelle de l'auteur. Ceci implique une obligation de citation et de référencement lors de l'utilisation de ce document.

D'autre part, toute contrefaçon, plagiat, reproduction illicite encourt une poursuite pénale.

Contact : ddoc-theses-contact@univ-lorraine.fr

LIENS

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 122. 4
Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 335.2- L 335.10
http://www.cfcopies.com/V2/leg/leg_droi.php
http://www.culture.gouv.fr/culture/infos-pratiques/droits/protection.htm

THÈSE

Présentée à

L'Université de Lorraine – METZ

UFR Mathématiques, Informatique, Mécanique

Pour obtenir le titre de

DOCTEUR

en

Automatique, Traitement du Signal et des Images, Génie Informatique

Par

Zouhour GUIRAS

Contribution à l'optimisation des politiques de maintenance et l'analyse de risque dans la planification des opérations d'assemblage - désassemblage à deux niveaux

Soutenue devant le jury composé de :

Rapporteurs

Hamid ALLAOUI	Professeur à l'Université d'Artois
Ali GHARBI	Professeur à l'École de Technologie Supérieure de Montréal

Examinateurs

Anis CHELBI	Professeur à l'Ecole Nationale Supérieure d'ingénieurs de Tunis
Mitra FOULADIRAD	Professeur à l'Université de Troyes
Benoit IUNG	Professeur à l'Université de lorraine

Directeur de thèse

Nidhal REZG	Professeur à l'Université de Lorraine

Co-directeur de thèse

Alexandre DOLGUI	Professeur à l'école des mines de Nantes

Co-encadrant de thèse

Sadok TURKI	Maître de conférences à l'Université de Lorraine

Résumé

La réalité des marchés économiques impose des contraintes aux entreprises manufacturières qui sont de plus en plus difficiles à réaliser, comme la diversification des produits, l'amélioration de leur qualité, la réduction des coûts et la diminution des retards. Ces contraintes sont satisfaites par une meilleure organisation des systèmes de fabrication en utilisant les ressources techniques existantes.

Notre présente thèse met l'accent sur deux contributions majeures, la première consiste à modéliser différents cas du système industriel (Système de production simple, système d'assemblage, système de désassemblage) en intégrant des politiques de maintenance adéquates. La deuxième contribution repose sur l'évaluation des risques de pertes de profit d'une décision prise suite à l'optimisation des différents systèmes industriels étudiés. Trois différents problèmes industriels sont étudiés, le premier concerne le développement des méthodes d'évaluation de risque de perte de profit résultant du choix d'un algorithme d'optimisation pour résoudre un problème de planification conjointe de production et de maintenance. Pour atteindre nos objectifs, nous commençons par calculer les plans de production et de maintenance en utilisant différents algorithmes d'optimisation. En outre, nous proposons des modèles analytiques pour quantifier le risque de perte de profit résultant des retours de produits et de la prise en compte des durées de réparation de pannes non nulles. Cette étude fournit des informations sur les algorithmes d'optimisations les plus efficaces pour les problématiques rencontrés pour aider et orienter les décideurs dans l'analyse et l'évaluation de leurs décisions. La deuxième problématique concerne l'optimisation de la planification du système d'assemblage à deux niveaux. Un modèle mathématique est développé pour incorporer une planification de l'approvisionnement pour les systèmes d'assemblage à deux niveaux dont les délais d'approvisionnement et les pannes du système sont stochastiques. La planification de maintenance optimale obtenue est utilisée dans l'évaluation des risques afin de trouver la période seuil de réparation qui réduit les pertes de profit. La troisième problématique étudiée concerne l'optimisation de la planification dans le cadre d'assemblage à base de désassemblage des produits usagés en tenant compte de la dégradation du système de production. Un modèle analytique est développé pour envisager le désassemblage, la remise à neuf des produits usagés qui contribuent à l'assemblage des produits finis. En effet, ces derniers peuvent être constitués de composants neufs ou remis à neuf. Une politique de maintenance est séquentiellement intégrée pour réduire l'indisponibilité du système. Le but de cette étude est d'aider les décideurs, dans certaines conditions, à choisir le processus le plus rentable pour satisfaire le client et qui peut également s'adapter aux risques potentiels qui peuvent perturber le système de désassemblage-assemblage. Le risque lié aux périodes de réparation du système est discuté, ce qui a un impact sur la prise de décision managériale.

Mots clés : Optimisation, système de production, assemblage, désassemblage, évaluation de risque, politiques de maintenance.

Abstract

The reality of the economic markets places constraints on manufacturing companies that are increasingly difficult to achieve, such as product diversification, quality improvement, cost reduction and fewer delays. These constraints are satisfied by a better organization of manufacturing systems using existing technical resources. Our thesis focuses on two major contributions, the first is to model different industrial systems (simple production system, assembly system, disassembly system) by integrating maintenance policies. The second contribution is based on risk assessment of profit loss following a decision taken after an optimization of an industrial system. Three different industrial problems are studied; the first concerns the development of risk assessment methods of profit loss resulting from the choice of an optimization algorithm to solve a problem of joint production and maintenance planning. To achieve our goals, we start by calculating production and maintenance plans using different optimization algorithms. In addition, we propose analytical models to quantify the risk of profit loss resulting from product returns and of repair times. This study provides information on the most effective optimization algorithms for the problems encountered to help and guide decision-makers in the analysis and evaluation of their decisions. The second problem concerns the optimization of two-level assembly system planning. A mathematical model is developed to incorporate supply planning for two-level assembly system with stochastic lead times and failures. The optimal maintenance planning obtained is used in the risk assessment to find the threshold repair period that reduces the profit loss. The third problem studied concerns the optimization of disassembly system of returned products (used or end of life products), remanufacturing and assembly of finished products taking into account the degradation of the production system. An analytical model is developed to consider disassembly, remanufacturing of returned products that contribute to the assembly of finished products. Indeed, the latter may consist of new or remanufactured components. A maintenance policy is sequentially integrated to reduce the unavailability of the system. The goal of this study is to help decision makers, under certain conditions, choose the most cost-effective process to satisfy the customer and who can also adapt to the potential risks that can disrupt the disassembly-remanufacturing-assembly system. The risk associated with system repair periods is discussed, which has an impact on managerial decision-making.

Keywords: Optimization, production system, assembly, disassembly, risk assessment, maintenance policies.

Dédicaces

À l'âme de ma mère Sonia qui a toujours été dans mon esprit et qui restera pour toujours.; ça n'a pas été facile sans toi, mais j'y suis arrivée. J'espère que tu seras fière de moi. Que Dieu, le miséricordieux, t'accueille dans son éternel paradis.

À ma grand-mère Hayet à qui je dois cette réussite ; voilà le résultat de tes efforts depuis 21 ans. Tu attends depuis longtemps ce jour mémorable. C'est grâce à tes encouragements, ton amour et l'éducation que tu m'as prodiguée que je suis là aujourd'hui. Puisse le tout puissant te donne santé, bonheur et longue vie afin que je puisse te combler à mon tour. Je te dois ce que je suis aujourd'hui et ce que je serai demain et je ferai toujours de mon mieux pour rester ta fierté et ne jamais te décevoir.

À mon père Taieb ; toutes les phrases aussi expressives soient-elles ne sauraient montrer le degré d'amour et d'affection que j'éprouve pour toi. J'aurais aimé que tu sois là avec moi en ce moment unique. Tu m'as tout donné pour arriver à être ce que je suis aujourd'hui : ta patience sans fin, ta compréhension et tes encouragements sont pour moi le soutien indispensable que tu as toujours su m'apporter. Que Dieu le tout puissant t'accorde santé, bonheur, quiétude de l'esprit et vous protège de tout mal.

À mes chers frères et à mon fiancé Bayram que j'adore. Vous êtes ma vie.

À mes amies Ameni, Ons, Nadia, Malek, Marwa, Dorra et à mes chères cousines Rania, et Rabeb qui ont été toujours là pour moi pour me soutenir, me supporter et me pousser à aller de l'avant. Je n'oublierai jamais les souvenirs et les fous rires qu'on a partagés tout au long de notre vie et spécialement durant la thèse.

À mes chers Soraya, Salima, Basma, Samir et Faiez, je vous souhaite un bon avenir et la réussite pour vos enfants.

À toute ma famille.

À tous ceux qui m'aiment.

À tous ceux que j'aime.

Remerciement

*Au terme de ce travail, je voudrais tout d'abord adresser toute ma reconnaissance et mes remerciements à **Monsieur Nidhal Rezg**, mon directeur de thèse, qui m'a accueillie au sein de son laboratoire depuis 5 ans. Je tiens vraiment à le remercier pour les opportunités qu'il m'a offertes tout au long de ces années. Je le remercie aussi pour ses efforts et ses conseils, sa franchise et sa sympathie. C'est grâce à lui que mon rêve devient aujourd'hui une réalité. Je lui dois ce que je suis aujourd'hui et j'espère bien qu'il sera satisfait de ce que j'ai donné.*

*Je tiens à remercier mon co-directeur de thèse **Monsieur Alexandre Dolgui**, Professeur à l'Université de Nantes, qui a accepté d'être l'un des directeurs de cette thèse. Je le remercie pour ses conseils tout au long de cette thèse.*

*Je remercie aussi **Monsieur Sadok Turki**, mon encadrant. Je lui dois ma gratitude pour l'aide compétente qu'il m'a apportée, ses efforts tout au long de ces années, son support moral, sa relecture méticuleuse de chacune de mes productions scientifiques ainsi que les chapitres de cette thèse. Je lui souhaite tout le succès dans son parcours professionnel.*

*J'adresse également mes remerciements à **Monsieur Hamid ALLAOUI,** Professeur à l'Université d'Artois ainsi que **Monsieur Ali Gharbi,** Professeur à l'École de Technologie Supérieur de Montréal pour l'honneur qu'ils m'ont fait d'être rapporteurs de ce travail.*

*Mes remerciements les plus distingués s'adressent aussi à **Madame Mitra FOULADIRAD**, Professeur à l'Université de Troyes, **Monsieur Anis Chelbi**, Professeur à l'École Supérieure des Sciences et Techniques de Tunis et **Monsieur Benoit IUNG**, Professeur à l'Université de Lorraine pour l'honneur qu'ils m'ont fait d'être des examinateurs de ce travail.*

Finalement, je remercie vivement mon oncle Mohamed Sassi et sa famille pour ses encouragements et son aide ainsi que le reste des membres de ma famille.

Tables des matières

Introduction générale **15**

Chapitre 1 : Risque d'une prise de décision suite à l'optimisation des systèmes industriels : Etat de l'art **18**

1. Introduction **18**

2. Analyse de risque dans les systèmes industriels **18**

2.1. Introduction **18**

2.2. Notion du risque **19**

2.3. Analyse de risque dans les chaînes logistiques **20**

2.4. Analyse de risque suite à une prise de décision **22**

3. Présentation des systèmes de production couplée avec des politiques de maintenance. **25**

3.1. Introduction **25**

3.2. Système de Production **25**

3.3. Système de Maintenance **26**

3.3.1. Types de maintenance **27**

3.3.2. Politiques de maintenance **27**

3.3.3. Couplage maintenance et production **28**

3.4. Risque lié à la maintenance **30**

4. Planification des systèmes d'assemblage sous différentes incertitudes **31**

5. Planification des systèmes de désassemblage/assemblage sous différentes incertitudes : **33**

6. Conclusion **36**

Chapitre 2 : Analyse de l'impact du choix des algorithmes d'optimisation sur la résolution d'un problème d'optimisation de Production et de Maintenance **38**

1. Introduction **38**

2. Description du système **38**

2.1. Paramètres **39**

2.2. Présentation du système de production (*P*) **40**

2.3. Présentation de la stratégie de maintenance (*M*) **44**

3. Description de différentes méthodes d'optimisation étudiées **45**

3.1. Présentation des différentes méthodes d'optimisation **46**

3.2. Etude Expérimentale **48**

3.3. Analyse comparative **52**

4. Evaluation de risque sur le système 53

4.1. Introduction 53

4.2. Risque de perte de profits en tenant compte des produits retournés 53

4.3. Risque de perte de profit suite à des durées de réparation non nulles……54

4.4. Analyse comparative du risque de perte de profit en tenant comptes des différents résultats des méthodes d'optimisation étudiées 55

5. Conclusion 57

Chapitre 3 : Optimisation de la planification d'un système d'assemblage à deux niveaux et évaluation de risque suite aux pannes de la machine 59

1. Introduction 59

2. Description du problème 59

2.1. Notations 60

2.2. Présentation du système 62

3. Planification du système d'assemblage à deux niveaux en tenant compte d'une stratégie de maintenance 64

4. Évaluation du risque basé sur la période de maintenance corrective 75

5. Exemple numérique 76

5.1. Détermination du vecteur optimal des dates de lancement d'ordres des composants au niveau 2 78

5.2. Plan de maintenance optimal 85

5.3. Evaluation du risque de perte de profit 86

6. Conclusion : 87

Chapitre 4 : Optimisation de la planification dans le cadre d'assemblage à base de désassemblage des produits usagés 88

1. Introduction 88

2. Système d'assemblage à deux niveaux à base de désassemblage d'un produit usagés 88

2.1. Notations 88

2.2. Description du problème 90

3. Description du modèle mathématique pour le système proposé 93

3.1. Plan de désassemblage-assemblage 94

3.2. Plan de maintenance 103

4. Résultat numérique 105

4.1. Détermination de la date optimale de commande du produit usagé et du vecteur des dates de lancement d'ordres aux fournisseurs des composants de niveau 2 107

4.2. Plan de maintenance optimal 110

4.3. L'influence du coût de commande du produit usagé sur la rentabilité du système 111

4.4. L'influence de la qualité du produit usagé sur la rentabilité du système 112

4.5 L'influence des périodes de maintenance correctives sur le délai de livraison du produit fini 113

5. Conclusion 115

Conclusion Générale 116

Bibliographie 119

Liste de tableaux

Tableau 2.1 : Demande aléatoire 49
Tableau 2.2 : Plan de production optimal obtenu par une méthode exacte 50
Tableau 2.3 : Plan de production optimal obtenu par la méthode Nelder-Mead 50
Tableau 2.4 : Plan de production optimal obtenu par la méthode DE 51
Tableau 2.5 : Plan de production optimal obtenu par la méthode de recuit simulé 51
Tableau 2.6 : Plan de production optimal obtenu par la méthode de recherche aléatoire 52
Tableau 2.7 : Récapitulatif comparatif des performances des méthodes d'optimisation 52
Tableau 2.8 : La distribution de probabilité ρ durant l'horizon fini 56
Tableau 2.9 : Tableau comparatif pour les résultats de pertes de profit en utilisant les différents algorithmes pour les produits retournés 56
Tableau 2.10 : Tableau comparatif pour les résultats de pertes de profit en utilisant les différents algorithmes liés aux durées de réparation non nulles 56
Tableau 3.1 : Exemple de niveau de sollicitation de chaque action d'assemblage pour la machine proposée 67
Tableau 3.2 : Différence entre le modèle existant et le modèle proposé 70
Tableau 3.3 : Le coût de stockage des différents composants au niveau 2 78
Tableau 3.4 : Le coût de stockage des différents composants au niveau 1 78
Tableau 3.5 : Niveaux de sollicitation de la machine pour chaque période d'assemblage 84
Tableau 3.6 : Présentation des résultats trouvés par les différentes métaheuristiques proposées 84
Tableau 4.1 : Exemple des différents niveaux de sollicitation de la machine liés au type de désassemblage du système proposé 103
Tableau 4.2 : Exemple des différents niveaux de sollicitation de la machine liés au type d'assemblage du système proposé 103
Tableau 4.3 : Coûts de stockage des composants de niveau 2 106
Tableau 4.5 : Coûts de stockage des composants de niveau 1 106
Tableau 4.6 : Les coûts de remise-à-neuf des composants de niveau 2 107
Tableau 4.7 : Les coûts d'achat des composants de niveau 2 107
Tableau 4.8 : Les résultats trouvés de l'optimisation de la planification système d'assemblage de deux niveaux (sans tenir compte du processus de récupération de composants) 109
Tableau 4.9 : Les résultats trouvés de l'optimisation de la planification système d'assemblage de deux niveaux (en tenant compte du processus de récupération de composants à partir d'un produit usagé) 109

Liste des figures

Figure 1.1 : Différentes étapes du processus de remise à neuf..... 35
Figure 2.1 : Principe de la méthode DE 47
Figure 3.1 : Description du système..... 60
Figure 3.2 : Description d'un exemple d'un système d'assemblage à deux niveaux 62
Figure 3.3 : Description d'un exemple de système d'assemblage avec un plan de maintenance 70
Figure 3.4 : Représentation des espérances mathématiques du coût total 71
Figure 3.5 : Description de l'exemple de nomenclature 77
Figure 3.6 : Description des étapes de GA 80
Figure 3.7 : Description des étapes de SA..... 82
Figure 3.8 : Description de l'algorithme de recherche aléatoire avec le plus proche voisin.... 83
Figure 3.9 : Niveau de sollicitation de la machine depuis la planification des processus d'assemblage 84
Figure 3.10 : Courbe du coût total de maintenance en fonction du nombre d'actions de maintenance préventive N. 86
Figure 3.11 : Période seuil pour la réparation des actions de maintenance corrective..... 87
Figure 4.1 : Description du système..... 91
Figure 4.2 : Description d'une planification de fabrication d'un produit fini à base de désassemblage d'un produit usagé 93
Figure 4.3 : Description d'une planification de fabrication d'un produit fini à base de désassemblage d'un produit usagé avec plan de maintenance. 94
Figure 4.4 : Nomenclature de l'exemple proposé du produit fini 106
Figure 4.5 : Organigramme de l'algorithme proposé..... 109
Figure 4.6 : Le plan de désassemblage-assemblage avec la représentation des niveaux de sollicitation de la machine à chaque période..... 110
Figure 4.7 : Coût total moyen de maintenance en fonction du nombre de maintenances préventives N..... 111
Figure 4.8 : Diagramme de sensibilité du coût total moyen en fonction du coût d'achat d'un produit usagé 112
Figure 4.9 : Diagramme de sensibilité du coût total moyen en fonction du pourcentage de composants remis à neuf. 113
Figure 4.10 : Période seuil pour la réparation des actions de maintenance corrective..... 114

Introduction générale

Le contexte concurrentiel actuel appuie sur les exigences des coûts ainsi que les exigences en termes de délais, service et qualité. À ce titre, la notion de la chaîne logistique, qui correspond à la gestion des flux physiques et d'informations depuis les approvisionnements en matière premières jusqu'à la mise à disposition des produits finis aux clients sur le lieu d'achat ou de consommation, est devenu un concept principal du génie industriel depuis plusieurs années. La chaîne logistique se caractérise par une grande complexité qui aboutit à l'apparition de diverses contraintes qui peut engendrer des difficultés qui rendent la chaîne logistique plus complexe et plus susceptible à s'exposer aux risques. Ces risques ont pour origine l'organisation interne de chaque acteur ainsi que l'environnement extérieur. Parmi les différentes formes des risques rencontrés : rupture, retard de livraison, indisponibilité des moyens de transport, indisponibilité des machines de production, variabilité de la demande, etc. Ces risques peuvent entraîner des prises de décisions non rentables pour l'entreprise. D'après Durieux-Paris et al (2007), la théorie de la décision propose un ensemble d'outils mathématiques. Les responsables industriels et logistiques doivent prendre des décisions qui se situent à deux niveaux, le premier c'est aux niveaux stratégique et tactique où il faut définir et mettre en place le réseau, les moyens et les ressources nécessaires à l'accomplissement de la situation, ce qui correspond à la planification à long ou moyen terme. Le deuxième niveau c'est le niveau opérationnel où il faut gérer les flux des matières premières, produits intermédiaires et produits finis pour accomplir les objectifs de production et de service fixés. Ce deuxième niveau correspond à la planification à court terme.

Dans ce cadre, le travail de recherche proposé dans ce manuscrit vise à introduire l'analyse de risque dans l'optimisation de la planification de différents types de système de production en intégrant des politiques de maintenance. Nous commencerons par l'étude d'un système de production simple puis nous nous intéresserons à la planification de systèmes plus spécifiques (assemblage/désassemblage) en tenant compte de diverses contraintes industrielles (délais d'approvisionnement stochastique, pannes de la machine, retours de produits). Des modèles analytiques sont proposés et développés pour trouver les plans optimaux des différents systèmes étudiés. À partir de ces résultats, on étudie le risque financier d'une prise de décision suite à l'optimisation. Différents modèles de quantification de pertes de profit sont développés.

Ce rapport contient quatre chapitres dans nous décrivons nos différents travaux réalisés dans notre thèse :

- Le premier chapitre consiste à présenter l'état de l'art des différents concepts industriels abordés dans les travaux de notre thèse. La notion de risque est présentée en premier lieu. Le risque dans la chaîne logistique est discuté où nous citons différents travaux réalisés dans la littérature. La deuxième partie de l'état de l'art est consacré pour présenter les différents systèmes étudiés dans notre thèse. Nous nous intéressons à la

présentation des divers travaux réalisés dans la littérature afin d'aboutir à la présentation de nos contributions.

- Le deuxième chapitre concerne le développement des méthodes d'évaluation de risque de perte de profit résultant du choix d'un algorithme d'optimisation pour résoudre un problème de planification conjointe de production et de maintenance. En effet, l'optimum d'une fonction objectif est calculé par l'utilisation d'algorithmes et de méthodes d'optimisation. Ces méthodes peuvent avoir un impact sur un événement susceptible qui perturbe le plan optimal de production et de maintenance. Pour atteindre nos objectifs, nous commençons par calculer les plans de production et de maintenance conjoints du système de fabrication sur un horizon fini en utilisant différents métaheuristiques. Dans la deuxième partie du travail, nous proposons des modèles analytiques pour quantifier le risque de perte de profit de deux événements : le retour de produits à des périodes aléatoires sur l'horizon de production et le risque lié aux durées de réparation non nulles. Des exemples numériques sont réalisés en adoptant les différentes méthodes d'optimisation utilisées. Cette étude permet d'identifier les algorithmes d'optimisation dont la qualité des résultats est la plus satisfaisante pour le problème étudié dans ce chapitre. Cette recherche propose de nouvelles approches pour aider et guider les gestionnaires dans l'analyse et l'évaluation de leurs décisions.
- Le troisième chapitre consiste à l'optimisation de la planification du système d'assemblage à deux niveaux. Ce système est composé d'une seule machine, des stocks pour les composants de niveau d'assemblage 1 et 2 et pour le produit final assemblé. On suppose que la machine traite toutes les opérations d'assemblage et qu'elle est soumise à des pannes aléatoires. Un modèle mathématique est développé pour incorporer une planification de l'approvisionnement pour les systèmes d'assemblage à deux niveaux dont les délais d'approvisionnement et les pannes de machine sont stochastiques. Un plan de maintenance préventive est réalisé pour réduire la fréquence des pannes de la machine. Ce travail dispose de deux objectifs. Le premier consiste à trouver les dates optimales de lancement d'ordre de commandes aux fournisseurs pour les différents composants de niveau 2 et le plan de maintenance préventif optimal. Le deuxième consiste à quantifier le risque lié aux pannes de la machine d'assemblage qui a un impact sur la date de livraison du produit fini. Afin de trouver un plan de maintenance préventif optimal, les actions de maintenance préventive sont parfaitement réalisées pour restaurer la machine à l'état "comme neuf", une réparation minimale est considérée en cas de panne. Le modèle minimise le coût total, qui est la somme du coût de stocks pour les composants de niveaux 1 et 2, et du produit fini et les coûts des actions de maintenance préventive et corrective. Le modèle mathématique proposé a été implémenté par différents algorithmes d'optimisation afin de tester sa robustesse. La deuxième partie de ce travail conduit à l'évaluation de risque financier lié aux pannes du système. L'impact des pannes machine sur la date de livraison des produits finis est étudié. La planification de maintenance optimale obtenue est utilisée dans l'évaluation de risque afin de trouver la période seuil de réparation qui évite les pertes de profit.
- Dans le dernier chapitre, on étudie l'optimisation de la planification dans le cadre d'assemblage à base de désassemblage des produits usagés. Un modèle analytique est développé pour envisager le désassemblage des produits usagés et l'assemblage des

produits finis. Les produits finis sont constitués de composants neufs et remis à neuf. Une politique de maintenance est séquentiellement intégrée pour réduire l'indisponibilité du système. Le but de cette étude est d'aider les décideurs, dans certaines conditions, à choisir le processus le plus rentable pour satisfaire le client et s'adapter au risque potentiel qui peut perturber le système de désassemblage-assemblage. Une heuristique est développée pour déterminer la date de commande optimale des produits usagés ainsi que les dates optimales de lancement d'ordre aux fournisseurs des composants externes neufs. Les résultats révèlent que compte tenu de certains coûts de composants remis à neuf et d'achat, le modèle proposé est plus économique en le comparant avec un modèle sans tenir compte des produits usagés. Des résultats numériques sont fournis pour illustrer l'impact de la variation du coût de commande et de la qualité des produits usagés sur la rentabilité du système. Enfin, le risque lié aux périodes de réparation du système est discuté, ce qui a un impact sur la prise de décision managériale.

Chapitre 1 : Risque d'une prise de décision suite à l'optimisation des systèmes industriels : Etat de l'art

1. Introduction

La problématique du risque industriel et la diversification des types de risque ont augmenté en conséquence avec le développement industriel. En même temps, l'acceptabilité du risque seuil de la population a diminué. Face à cette préoccupation, des spécialistes et des industriels ont développé des méthodologies et des outils de prévention et de protection des risques, ainsi que de gestion de crise. Les méthodologies d'analyse des risques utilisées contribuent à prévenir les accidents et à se préparer aux interventions d'urgence. Pour faire face à des accidents majeurs, une analyse préalable doit être effectuée. L'analyse prospective des risques permet d'identifier de manière exhaustive les sources de dangers potentiels afin de prévenir les scénarios d'accident et d'évaluer l'impact potentiel sur les objectifs humains, environnementaux et matériels afin de proposer une prévention ou une protection (Lagadec P, (1980)). Les méthodologies d'analyse des risques se concentrent sur les principales sources de danger. Dans ce cadre, il est essentiel de procéder à une analyse risques-avantages des solutions de réingénierie avant de prendre une décision finale. Néanmoins, chaque décision ou stratégie suivie peut subir un événement désagréable qui mettre en cause le profit déjà optimisé. L'analyse de risque peut être étudiée suite à une prise de décision ; ce risque nous permet d'évaluer l'efficacité de la stratégie adoptée ou de la décision prise.

Dans ce chapitre, nous allons introduire les différents concepts étudiés dans la thèse. Dans un premier temps, nous commencerons par introduire la notion du risque, du risque lié à la chaîne logistique et du risque de prise de décision. Et puis, nous présenterons les différents systèmes étudiés dont nous évaluerons les risques de certaines incertitudes et stratégies liées à ces systèmes.

2. Analyse de risque dans les systèmes industriels

2.1. Introduction

Une grande partie de la prise de décision dans le monde réel a lieu dans un environnement où les objectifs, les contraintes et les conséquences des actions possibles ne sont pas connus avec précision. Notre thèse se base sur le risque de prise de décision suite à l'optimisation des systèmes de fabrication ainsi que l'évaluation de risque de pertes de profit suite à des stratégies adoptées ou des événements incertains. Dans cette section, nous allons introduire la notion de risque, les risques étudiés dans la chaîne logistique, le risque de prise de décision et nous illustrerons notre sujet par les travaux existants dans la littérature.

2.2. Notion du risque

Le risque est décrit comme un «danger», un événement de conséquences néfastes, une perte ou une exposition à la malchance (tiré du Concise Oxford English Dictionary, publié dans McNeil, (2015)). Son évaluation peut être intégrée dans les processus de planification et de prise de décision de l'entreprise (Hallikas et al. (2004)). Ces décisions nous amènent à satisfaire certains objectifs notamment la rentabilité et la performance. Nous pouvons parfaitement calculer les coûts impliqués, mais il est souvent difficile de quantifier l'impact potentiel de la réduction des risques, de l'efficacité ou de la sécurité améliorée, ou de la durée de vie de l'équipement.
Le risque est la balance qui permet de mesurer le poids d'un événement exposé. Cette balance contient d'un côté le défi et de l'autre la menace (Flanagan & Norman, (1993)). Autrement dit, un événement se présente comme un défi pour ceux qui pensent récolter et une menace pour ceux qui pensent le contraire. Une fois qu'un risque est analysé, il devient un problème de management des risques. Justement, la décision de prendre ou ne pas prendre un risque relève essentiellement du management. Le risque ne se rattache pas nécessairement à l'occurrence d'un événement désagréable, il peut être une opportunité pour découvrir les lacunes de la stratégie suivie par une entreprise qui vise à évoluer vers des objectifs qui préservent son image de marque, sa qualité de service, et essentiellement l'ensemble des enjeux sociaux, économiques, techniques, financiers, etc. Par conséquent, le retour d'expérience ou l'évaluation de risque suite à une prise de décision est une représentation intelligente de la notion de risque qui consiste à tirer profit de l'occurrence de certains événements indésirables.

Il n'y a pas de profit sans risque. La prise de risque selon la norme ISO/CEI Guide 73 (ISO/CEI Guide 73, 2002) est : « L'acceptation de la charge d'une perte, ou du bénéfice d'un gain, d'un risque particulier». Dans la plupart des recherches, les différents risques étudiés sont les risques liés à la prise de décision qui ont pour objectif de trouver une solution à un danger. En effet, la prise de risque est essentielle à la survie d'une entreprise face à la concurrence et aux défis de la mondialisation. Selon Marcel PAGNOL : « Si vous voulez aller sur la mer, sans aucun risque de chavirer, alors, n'achetez pas un bateau». En outre comme le proverbe disait, « qui ne risque rien n'a rien», c'est-à-dire on ne fait pas de profit sans prendre de risque. Prendre le risque c'est oser courir le hasard en s'engageant dans une activité qui pourrait apporter un profit, mais ça n'empêche pas que ça pourrait être un danger. La prise de risque nécessite la sagesse, l'intelligence et la réflexion. Les trois facteurs clés qui doivent être situés avant toute prise de risque : les choses que l'on connaît (usage du REX : **R**etour d'**EX**périence), les choses que l'on ignore (usage des techniques d'analyse, de synthèse, de simulation et de test) et les choses que l'on croit connaître (usage inapproprié du REX) et c'est bien ce dernier facteur qui pose le plus de problèmes possibles.

Dans la littérature, beaucoup de chercheurs ont essayé de définir et classifier les risques selon leurs points de vue et leurs intérêts. Mazouni (2008) a parlé du risque acceptable qui peut être classé en deux catégories : la première dont l'acceptabilité est basée principalement sur les valeurs de la société, et la deuxième dont l'acceptabilité est accolée à la prise de décision (voir ISO/CEI 73 et GT 7-CEI). En effet, les auteurs identifient les différents types de risques : les

risques de la demande, tels que la tendance du marché et la perte de positionnement de l'entreprise, les risques de distribution comme la non-qualité et la non-ponctualité, les risques financiers comme l'investissement inadéquat et les risques liés aux ressources et leur flexibilité. Shi, (2004) fait une distinction entre le risque de marché lié aux fluctuations de prix, le risque de crédit dans le sens du discrédit d'un acteur sur son marché, le risque opérationnel associé à des erreurs techniques au niveau exécutif de la chaîne logistique, le risque métier en raison de la fluctuation de la demande des clients, des changements technologiques ou de l'émergence de concurrents. Wu, X. et al (2006) mettent l'accent sur le flux de matières et les risques de transport.

Dans notre thèse nous nous intéressons au risque lié à la chaîne logistique, plus précisément à l'évaluation de risque d'une décision prise suite à l'optimisation des systèmes de production.

2.3. Analyse de risque dans les chaînes logistiques

La notion du risque occupe une place importante dans la chaîne logistique. De nos jours, il est essentiel que les acteurs de la chaîne logistique mettent en œuvre la gestion des risques au cœur de leurs problèmes et recherchent des stratégies de réduction des risques. La gestion du risque est composée d'un ensemble de concepts, de démarches et d'outils destinés à identifier, à estimer, à contrôler et à suivre le risque tout au long de la chaîne logistique pour l'étude de l'évaluation des risques. Dans la littérature, plusieurs typologies sont citées. Ivanov et al (2017) ont proposé une revue de littérature sur la récupération des perturbations dans la chaîne logistique. Ce travail est une analyse approfondie de la littérature identifiée. Ils ont classifié des recherches existantes et les diverses méthodes quantitatives basées sur les différents risques de perturbation et mesures de récupération. Ivanov et al (2016).

L'environnement concurrentiel actuel fait que l'objectif de toute entreprise est désormais de produire et de livrer dans des délais précis, à des coûts réduits (stockage, transport, production), des niveaux de services élevés exigés par les clients. Les centres de production qui sont de plus en plus éloignés des fournisseurs et des clients engendrent des coûts de transport et de stockage élevés. Dans ce contexte, la chaîne logistique et sa gestion, ou «SCM », s'imposent aujourd'hui comme des concepts clés dans les entreprises. Quel que soit l'angle sous lequel on aborde la conception, l'organisation, la gestion de production, la logistique, le management, etc., le SCM est devenu inévitable. Il vise principalement à intégrer et optimiser globalement les fonctions, les niveaux de décision et les différents segments d'activités (Christopher, 1998). Lors de la conception d'un type de produit, les décisions prises au sein de la chaîne logistique ont un impact sur l'ensemble des décisions prises lors de la conception et la réalisation du réseau. Jüttner et al (2003) ont indiqué que les risques sont liés aux interactions entre les divers acteurs de la chaîne logistique et pas seulement à l'organisation intérieure et l'environnement extérieur de chaque acteur. Les formes des risques sont diverses : rupture, retard de livraison, indisponibilité des moyens de transport, variabilité de la demande, crise économique, etc. Dans ses travaux, Hamdi (2017) a essayé de développer des modèles d'aide à la décision. L'objectif de ce travail est d'aider le décideur d'une centrale d'achat à sélectionner des fournisseurs dans le cadre de gestion de risque de livraison. Les modèles développés sont basés sur l'analyse des

scénarios de rupture des fournisseurs. Dans le premier modèle, elle a étudié le cas d'un décideur à risque neutre qui vise à maximiser le profit espéré sans se préoccuper du risque de perte. Dans le deuxième modèle, elle a traité le cas d'un décideur averse au risque qui vise à minimiser le risque de perte. Finalement, un outil visuel est développé permettant à un décideur de maximiser le profit sous une condition mise pour un niveau de perte.

Parmi les différents travaux réalisés au cours des dernières années, on trouve Tuncel et al (2010) qui ont essayé d'intégrer les procédures de gestion de risques en utilisant un cadre chronométré de réseaux de Petri pour modéliser et analyser un réseau d'une chaîne logistique (SC). Hallikas et al (2004) mentionnent la difficulté de gérer les risques dans le réseau logistique en raison de la multitude de partenariats qui génèrent de nombreuses perturbations pouvant se répandre le long du réseau.

Parmi les approches les plus répandues de gestion de risque adoptées par différentes entreprises, on trouve Enterprise Risk Management (ERM) qui est une approche intégrée pour gérer les risques auxquels une organisation doit faire face, en cherchant les moyens les plus efficaces pour y parvenir. C'est devenu un sujet vital tant dans le milieu académique que dans la pratique au cours des dernières décennies. ERM a reçu une attention générale, elle est une approche intégrée pour gérer les risques auxquels font face les organisations qui recherchent les moyens les plus efficaces de gérer ces risques. (Wu, D et al (2015)).

D'autres approches de modélisation ont été appliquées au contexte de la gestion de la chaîne d'approvisionnement. Hsieh (2011) a donné un modèle analytique lié à la commutation de la demande dans les chaînes d'approvisionnement. Nejad et al (2014) ont fourni un modèle d'optimisation de programmation à nombres entiers mixtes pour la planification d'urgence de la chaîne d'approvisionnement. Tang et al (2008) ont appliqué l'approche des algorithmes génétiques flous pour évaluer les stratégies logistiques afin de réduire les risques de la chaîne d'approvisionnement. Bogataj et Bogataj (2007) ont utilisé la programmation linéaire paramétrique basée sur la valeur actuelle nette pour estimer la vulnérabilité de la chaîne d'approvisionnement. Goh et al (2007) ont appliqué un algorithme bi-critère stochastique pour analyser un problème du réseau global en plusieurs étapes dans l'objectif de maximiser le profit et minimiser le risque.

De nombreuses études ont appliqué un processus hiérarchique analytique, notamment des études récentes telles que l'évaluation d'une décision de délocalisation (Schoenherr et al. (2008)), le processus décisionnel similaire (kull et al (2008)), l'évaluation globale du risque de chaîne d'approvisionnement (Gaudenzi et al (2006)) et l'évaluation du risque approvisionnement (Wu T et al (2006)). Blackhurst et al. (2008) ont présenté une étude de la prise en compte de plusieurs critères pour l'évaluation des risques des fournisseurs à l'aide d'une analyse générique à critères multiples similaire à la méthode SMART (Simple Multi-Attribute Rating Theory). Heckmann et al. (2015) ont fourni un examen de la modélisation du risque de la chaîne d'approvisionnement. Bien qu'il soit évident que cela existe depuis plus longtemps que la modélisation des risques liés à la chaîne d'approvisionnement, il est évident qu'une grande partie de la recherche a été appliquée à l'analyse des risques de la chaîne

d'approvisionnement. Un certain nombre de documents de modélisation analytique ont été appliqués. Hult et al. (2010) ont fourni un exemple d'options réelles appliquées à l'analyse des risques de la chaîne d'approvisionnement. Demarzo et al. (2012) ont modélisé des modèles analytiques dans l'analyse des politiques contractuelles optimales. Ebrahim Nejad et Kuzgunkaya (2015) ont appliqué la modélisation analytique à la gestion des risques dans un contexte de chaîne d'approvisionnement cherchant une conception robuste. Hua et al. (2011) ont fourni un exemple de modélisation par simulation d'une décision financière au sein des chaînes d'approvisionnement ; ils ont analysé les interactions opérationnelles entre les membres de la chaîne d'approvisionnement confrontés à la propagation de la faillite. Hong et Lee (2013) ont utilisé la simulation Monte Carlo d'une décision de sélection des fournisseurs dans un marché au comptant, ce qui a permis de répartir les commandes pour améliorer la rentabilité et la robustesse. La modélisation de la valeur à risque de DEA a été proposée comme un outil pour faciliter la sélection des fournisseurs à l'aide d'un modèle de simulation Monte-Carlo (Wu DD et al, (2010)). Il y a eu également un certain nombre de modèles de simulation basés sur des agents dans les domaines de la chaîne d'approvisionnement, ce qui a permis d'aborder leur complexité (Giannakis et al (2011), Wu T et al (2013)). Wakolbinger et Cruz (2011) ont donné un aperçu de l'information sur le réseau de la chaîne d'approvisionnement et du partage des risques. Cependant, la majorité des travaux cités dans la littérature ont supposé que le souci majeur de l'entreprise était de maximiser le profit et/ou de minimiser les coûts. La plupart des entreprises ne bénéficient pas des conditions du risque neutre, qui vise à maximiser le profit sans tenir compte du risque car leur budget limité ne leur permet pas de subir plusieurs pertes au cours de saisons de vente consécutives. C'est dans ce contexte que ce situera le cas de comportements de décideurs tels que : le risque averse et le risque neutre. Dans notre thèse nous nous intéresserons à la quantification du risque financier dû aux décisions prises par les décideurs.

2.4. Analyse de risque suite à une prise de décision

Il existe des preuves que les gens ne prennent pas toujours des décisions impliquant des récompenses monétaires incertaines, comme si elles maximisaient l'utilité attendue des actifs finaux. Les explications de ce comportement montrent que les demandes cognitives de cohérence à une telle théorie sont trop grandes (Bell DE (1982)). Après avoir pris une décision dans l'incertitude, une personne peut découvrir, en apprenant les résultats pertinents, qu'une autre solution aurait été préférable. Cette connaissance peut donner un sentiment de perte ou de regret. Le décideur qui est prêt à arbitrer le rendement financier afin d'éviter le regret présentera certains des paradoxes comportementaux de la théorie de la décision. En incorporant explicitement le regret, la théorie de l'utilité attendue devient non seulement un meilleur prédicteur descriptif, mais peut aussi devenir un guide plus convaincant pour le comportement de prescription des décideurs.

Généralement, l'architecture décisionnelle d'une entreprise est divisée en trois niveaux : stratégique, tactique et opérationnel, qui correspondent respectivement à des horizons à long, moyen et court termes. Aux niveaux stratégique et tactique, il s'agit de définir et mettre en place le réseau, les moyens et les ressources nécessaires à l'accomplissement de la fonction. Au

niveau opérationnel, il faut gérer les flux des matières premières, produits intermédiaires et produits finis pour atteindre les objectifs de production et de service fixés. La majorité des approches proposées sont adoptées dans les entreprises qui se basent sur des modèles contenant des informations supposées représenter le futur fonctionnement de la chaîne logistique. Cependant, dans un contexte industriel, ces informations sont souvent incertaines en évoluant durant le cycle de vie de la chaîne et ne permettent pas de trouver de bons résultats. C'est pourquoi les notions de robustesse et de solutions fiables sont devenues des concepts clés depuis quelques années dans le management industriel. Dans ce contexte, la plupart des recherches et des travaux reposent sur une modélisation probabiliste et bayésienne pour faire face aux incertitudes dans la chaîne logistique, permettant de guider les décideurs dans leur choix et aidant à la prise de décision.
En effet, la théorie de la décision propose un ensemble d'outils mathématiques aidant la prise de décision en milieu incertain. Dans notre thèse, nous nous intéressons au risque de prise de décision, suite à l'utilisation de plusieurs méthodes, afin d'optimiser le système proposé. Une des difficultés dans la résolution de problèmes d'optimisation industrielle est la multiplicité des solutions locales. Ce qui nous a amené à fournir plus d'efforts dans le développement d'algorithmes de recherches globales. Cependant, la globalité a souvent un coût élevé pour les problèmes réels ; la recherche des maxima globaux d'une fonction est un des problèmes importants des mathématiques appliquées.

L'optimisation financière est la clef du développement de la politique des entreprises. La plupart des décisions d'une entreprise impliquent certains compromis coûts / risques. Ces décisions nous amènent à satisfaire certains objectifs : fiabilité ou performance espérée. Nous pouvons parfaitement calculer les coûts impliqués, mais il est souvent difficile de quantifier l'impact potentiel de réduction des risques, l'amélioration de l'efficacité ou de sécurité, ou la durée de vie des équipements.

Trouver un "bon" algorithme pour un problème d'optimisation donné, qui peut être une activité de connaissance et de temps, dépend de la nature de la fonction objective, de son comportement (continuité, différentiabilité, convexité) et des contraintes caractérisant l'ensemble des solutions admissibles. Les décideurs rencontrent des difficultés à trouver un algorithme adéquat pour leurs problèmes d'optimisation, principalement pour les problèmes NP-difficiles. L'un des défis fondamentaux de la conception technique est la multiplicité des solutions locales qui a conduit à un effort important pour développer des algorithmes de recherche globaux. Cependant, les algorithmes de recherches globaux ont souvent un coût de calcul prohibitif lorsqu'il s'agit de résoudre des problèmes réels. Il existe deux grandes catégories de méthodes de résolution pour les problèmes d'optimisation, exactes et approximatives. Les méthodes exactes donnent invariablement des solutions optimales bien que l'effort de calcul requis soit souvent excessif. Sauf que, ces méthodes ne sont pas appliquées à tous les problèmes. En effet, elles exigent certaines caractéristiques, telles que la convexité, la continuité ou la dérivabilité. Parmi les méthodes exactes les plus connues, nous avons les méthodes de programmation linéaire (Schrijver, (1998)), quadratiques (Nocedal et wright, (2006)), dynamiques (Bertsekas, (1995)), la méthode de newton (Nocedal et wright, (2006)), la méthode du simplex (Nelder and Mead, (1965)) et aussi la méthode du gradient (Avriel, (2003)). Beaucoup de problèmes sont trop

complexes à résoudre par ces méthodes. Nous pouvons désigner la discontinuité de la fonction objective, la non-convexité stricte, la non-dérivabilité ou bien la présence de bruit, etc. Dans ce cas, les méthodes exactes sont rendues difficiles dans la résolution de ces problèmes complexes, en un temps raisonnable. Il est alors nécessaire d'avoir recours à des méthodes de résolution approchées (approximatives) qui fournissent un résultat sans garantir l'optimalité. Ces méthodes fournissent, pour un problème d'optimisation difficile, en un temps polynomial, une solution réalisable, pas nécessairement optimale, mais proche de l'optimal. Dans la littérature, nous trouvons les heuristiques et les métaheuristiques. Parmi les heuristiques proposées, on a les algorithmes gloutons (Cormen (2009), DeVore and Temlyakov (1996)) ou les approches par amélioration itérative (Basil et Turner (1975)).

Les métaheuristiques sont des heuristiques plus poussées, adaptables à un grand nombre de problèmes différents, lorsqu'il s'agit de problèmes d'optimisations présentant une complexité élevée, une structure difficile, de grandes quantités de données, etc. Les métaheuristiques ne nécessitent pas des changements majeurs dans l'algorithme pour l'adapter à un problème donné. Ces méthodes possèdent une capacité à optimiser un problème à partir d'un nombre minimal d'informations par le fait qu'elles n'offrent aucune garantie que la solution trouvée est la meilleure solution. Cependant, ce constat n'est pas forcément un désavantage du point de vue de la recherche opérationnelle, puisque les chercheurs préfèrent toujours une solution approximative, trouvée rapidement, proche de l'optimum global à une valeur exacte trouvée dans un temps inacceptable. Dans la littérature, il existe diverses métaheuristiques qui sont proposés pour résoudre différents problèmes d'optimisation allant de la simple recherche locale à des algorithmes complexes de recherche globale. La majorité des métaheuristiques utilisent des processus aléatoires dans le but de recueillir de l'information et de s'affronter aux problèmes, tels que l'explosion combinatoire. Elles peuvent aussi être considérées comme des algorithmes stochastiques itératifs par le fait que les itérations successives dans les algorithmes doivent permettre de passer d'une solution de mauvaise qualité à une solution de bonne qualité plus proche de la solution optimale. Les métaheuristiques sont généralement inspirées de processus naturels qui relèvent de la physique comme l'algorithme de recuit simulé, proposé par Metropolis et al, (1953), de la biologie de l'évolution, comme les algorithmes génétiques qui sont proposés par (Holland (1975), Goldberg (1989)), ou encore de l'éthologie, comme les algorithmes de colonies de fourmis qui prennent leur origine dans les travaux de Colorni et al. (1991) et de Dorigo (1992).

Les techniques d'optimisation approximative présentent une manière différente de résoudre des problèmes d'optimisation complexes et de donner de bonnes solutions dans un temps acceptable grâce à la réduction de l'espace exploré. Généralement, l'utilisateur demande non seulement des méthodes efficaces et rapides, qui servent à atteindre un optimum avec une précision admissible dans un temps acceptable, mais aussi des méthodes simples à utiliser. Un des principaux enjeux des métaheuristiques est donc de faciliter le choix d'une méthode et de simplifier son réglage dans le but de l'adapter au mieux à un problème posé.

L'optimisation de la planification dépend aujourd'hui d'approches de bon sens pour la génération et l'évaluation de solutions visant une meilleure décision. Parfois, ces approches

existent et sont programmées ; elles peuvent être des heuristiques. Les risques découlant de l'utilisation de l'heuristique dans la planification de la distribution ont été identifiés et discutés dès le début par Geoffrion and Vanroy (1979). Trois exemples ont été présentés dans le domaine de la planification de la distribution, démontrant l'incapacité des méthodes de bon sens à trouver la meilleure solution. Le but de ce travail est de montrer que de telles approches, qu'elles soient programmées ou non, peuvent être à la fois très plausibles intuitivement et grossièrement trompeuses.

Nous nous intéresserons dans un premier temps à l'analyse de risque de pertes de profit suite à l'optimisation conjointe de la production et de la maintenance en utilisant différents algorithmes d'optimisation. C'est dans ce contexte que l'on introduit les systèmes de production et les politiques de maintenance. Par la suite, nous discuterons du risque de pertes de profit lié à différents événements indésirables rencontrés dans le système étudié.

3. Présentation des systèmes de production couplée avec des politiques de maintenance.

3.1. Introduction

Dans cette section, nous allons introduire les concepts de base du premier système étudié. Nous définirons les systèmes de production et de maintenance. Par la suite, nous présenterons les travaux liés à l'optimisation des systèmes de production et de maintenance ainsi que les risques liés à la maintenance.

3.2. Système de Production

Un système de production représente l'ensemble du processus qui nous sert à produire un bien ou un service afin de réponde à l'objectif primordial de l'entreprise : la satisfaction du client. Parmi les autres objectifs dans un système industriel, on trouve :
Les objectifs en termes de quantités produites : l'entreprise tend toujours à satisfaire la demande du client.

Les objectifs en termes de qualité : parmi les critères de satisfaction des besoins clients, on trouve le critère d'efficience lié au système productif et le critère économique.
Les objectifs de coût : l'entreprise doit adopter un système productif qui accorde les plus faibles coûts de production admissible de manière à garantir la concurrence de l'entreprise.
Les objectifs de délai : l'entreprise doit certes choisir un système de production qui l'aide à satisfaire les clients dans les meilleurs délais, mais aussi qui vise la réduction des délais de fabrication.

Les objectifs de flexibilité : parmi les critères, l'entreprise recherche également la flexibilité des systèmes productifs ; un système productif doit être flexible pour répondre aux variations de la demande, en tenant compte des évolutions de l'environnement productif de l'entreprise,

ou bien pour permettre une production simultanée de plusieurs types de produits (Hajej et al, (2010)).

Le système souvent appelé système de gestion de production est composé d'une partie décisionnelle et d'un système d'information qui traitent des processus liés directement à la production (par exemple les processus d'achats, d'approvisionnement, de planification, de gestion de ressources, de la maintenance, etc.). Dans l'industrie, nous trouvons deux types de production : la production discrète et la production continue. La différence entre les deux types se distingue par la mobilité des matières durant la durée de production. La production est dite discrète si la mobilité des matières est considérée comme des entités discrètes et que la production se fait pièce par pièce (par exemple : la production d'automobile, de circuit électronique, d'ordinateur, etc.). La production est dite continue lorsque la mobilité des matières est considérée comme un flux continu (par exemple : le raffinage du pétrole, l'industrie chimique, etc.). Parmi les éléments primordiaux qui constituent le système de production, la machine de production est un équipement essentiel permettant d'effectuer une ou plusieurs tâches sur des produits. Différents types de machines sont définis. Nous distinguons, les machines mono-tâche, capables de réaliser un seul type d'opération sur un ou plusieurs produits. Nous trouvons aussi les machines multitâches, capables d'effectuer diverses opérations. Il y a aussi les machines d'assemblage, qui fabriquent un seul produit à partir de l'assemblage de plusieurs composants. Les machines de désassemblage effectuent des opérations inverses aux machines d'assemblage. Nous trouvons aussi les machines d'inspection qui ont pour objectif de contrôler la qualité de produits fabriqués. Dans la présente thèse, nous nous intéresserons à modéliser des problèmes sur différents systèmes de production : un système de production simple qui effectue un seul type de produit, un système d'assemblage et un système de désassemblage.

3.3. Système de maintenance

Aujourd'hui, au sein de l'entreprise, la maintenance est devenue l'une des fonctions stratégiques et inévitables puisqu'elle représente un moyen privilégié qui garantit un niveau de disponibilité satisfaisant pour les systèmes manufacturiers. La maintenance est un ensemble de moyens nécessaires pour maintenir les systèmes de production en bon état de fonctionnement. Ces systèmes se manifestent dans différentes méthodes et ressources qui demeurent indispensables à la création de biens ou de services. Le service de la maintenance a pour objectif d'améliorer la disponibilité des systèmes de production et réduire la fréquence des pannes, tout en minimisant les coûts des opérations et des pertes engendrées par les pannes. Selon Dunn (1987), le coût de la maintenance est estimé entre 15 à 40% du coût total de la production. Par conséquent, cette activité ne se limite plus aux réparations ordinaires effectuées sur les équipements, mais elle est devenue une activité de plus en plus importante au sein de l'entreprise. Elle doit ainsi reposer sur une stratégie claire permettant de réduire ces coûts tout en garantissant une certaine fiabilité des équipements. L'optimisation des stratégies de maintenance a été largement développée dans la littérature. L'optimisation de la maintenance d'un système consiste à atteindre différents objectifs, tels que, la minimisation du coût total de maintenance, la maximisation des mesures de fiabilités (fiabilité, disponibilité, temps de bon

fonctionnement, etc.) et la minimisation des coûts de maintenance, en respectant certaines exigences (fiabilité, budgétaires, etc.).

3.3.1. Types de maintenance

Les stratégies de maintenance se présentent en deux catégories principales : la maintenance corrective et la préventive. Cette dernière est effectuée lorsque le système est encore en fonctionnement. Ces actions de maintenance sont planifiées en fonction de différents paramètres. La maintenance corrective se produit suite à la panne du système. Les actions de maintenance ne dépendent que de l'occurrence d'une panne. En effet, la modélisation du système nous permet d'accéder au comportement du système en fonction de la probabilité d'occurrence de tomber en panne à chaque instant ou d'être dans un état de dégradation donnée en fonction du temps, etc. Cette représentation est nécessaire afin d'évaluer les coûts de maintenance et de prévoir les interventions.

Pour planifier des actions de maintenance, il faut définir les types de maintenance à effectuer. Il en existe différents types : les maintenances minimales, parfaites et aussi les maintenances imparfaites, qui sont proposées pour modéliser un état intermédiaire.
Les actions de maintenance parfaites sont également connues sous le nom de maintenance du type "as good as new". Formellement, après une maintenance ou réparation parfaite, l'âge du système (ou de la composante) est donc réduit à zéro puisqu'il est considéré comme neuf (Chung et al., 2009). D'autre part, nous retrouvons les maintenances minimales ; ce sont des actions de maintenance qui ont pour objectif de restaurer le système et le remettre en marche aussi mauvais qu'avant 'As Bad As Old (ABAO)'. Par conséquent, l'âge et le taux de panne correspondant au système (ou à la composante), après la panne, sont égaux à ceux avant la panne. Les maintenances imparfaites sont adoptées dans le cas où les actions de maintenance sont effectuées entre minimale et parfaite. Après la réparation, l'âge du système est réduit sans être remis à neuf (Hennequin et al., 2009; Wang and Pham, 1999).

3.3.2. Politiques de maintenance

De nombreux types de maintenance ont été étudiés dans la littérature et sont les constituants de nombreuses politiques de maintenance. Nous distinguons deux politiques majeures de maintenance qui sont basées sur la connaissance du temps de fonctionnement du système : la politique de type âge et la politique de type bloc (Gertsbakh, (1977)). Les modèles associés à ces politiques se basent sur la représentation de l'instant de l'apparition d'une panne. Dans le cas des politiques de maintenance de type bloc, contrairement aux politiques de maintenance de type âge, le système est remplacé par un système neuf, de façon périodique lorsque la panne du système entraîne sa réparation ; cette dernière n'engendre aucune modification du plan préventif mis en place. L'objectif de cette politique est de calculer le nombre optimal des actions de maintenance préventives, ainsi que la durée optimale entre deux actions, tout en minimisant les coûts liés à la maintenance (Nakagawa, (1986)). L'avantage de cette politique par rapport à la politique de maintenance de type âge est qu'elle est plus simple à gérer, mais elle présente le risque de remplacer des systèmes presque neufs. Toutefois, elle peut être étendue, avec la prise

en compte de réparations minimales suite à une panne, et non plus uniquement un remplacement par un système neuf (Barlow, (1960)). Pour les politiques de maintenance de type âge, contrairement aux politiques de type blocs, les intervalles de temps séparant deux actions de maintenance préventive consécutives ont des tailles variées. Ces politiques sont considérées comme des politiques séquentielles qui envisagent le remplacement du système par un système neuf dans deux situations, soit après l'apparition d'une panne, soit après une durée de temps précis. L'objectif de cette politique est de déterminer la taille optimale des intervalles de temps qui représentent les intervalles entre deux actions de maintenance préventives.

Des nouvelles politiques de maintenance ont vu le jour pour aider la personne intervenante à réaliser le processus auquel elle est affectée. Il s'agit de la télémaintenance (Kolski, (1993), Laugier, (1996), Monchy, (1996)), la maintenance productive totale (Nakajima, (1987, 1989)) ou la maintenance centrée sur la fiabilité (Zhou et al. (2007)).

De nombreux travaux ont eu comme objectif de fournir quelques éléments pour aider les gestionnaires à choisir des politiques de maintenance fiables pour les systèmes de production opérant à long terme. Les travaux de Cherkaoui et al (2018) et de Jonge et al (2017) portent sur le développement d'une approche quantitative pour évaluer conjointement la performance économique et la robustesse de certains types de politiques de maintenance les plus connues. Ils ont proposé un nouveau critère de coût. Cette situation est évidemment indésirable du point de vue de la gestion des risques, car elle entraîne de nombreux inconvénients dans la préparation du budget de maintenance. Dans la pratique, pour trouver une politique de maintenance fiable, il est nécessaire que cette dernière dépende du comportement du système de production et de son état à chaque instant.

3.3.3. Couplage maintenance et production

L'optimisation de la maintenance consiste en des modèles mathématiques visant à trouver l'équilibre optimal entre les coûts et les avantages de la maintenance ou le moment le plus approprié pour exécuter la maintenance. Pour atteindre la fiabilité dans la maintenance, l'équilibre entre les performances de maintenance, les risques et les coûts doivent être pris en compte pour obtenir des solutions de qualité (Campbell et al (2016)). Cela comprend le développement de tactiques qui optimisent les avantages des stratégies de maintenance, généralement classées en deux grandes catégories : la maintenance corrective (CM) et la maintenance préventive (PM) (Li et al (1986), Ahmad et al (2012)). Le CM peut engendrer des coûts élevés, notamment une perte de production due aux temps d'arrêt des équipements et, par conséquent, une PM doit être effectuée pour réduire ces coûts chaque fois que cela réduit la probabilité de la panne. Cependant, une fréquence trop élevée d'interventions de maintenance préventive peut également entraîner des coûts élevés, une fois les ressources gaspillées sans être nécessaires (Tsang, (1995), Lopes et al (2016)). Afin de soutenir la prise de décision en matière de PM et de remplacer les décisions subjectives par des décisions objectives, des modèles d'optimisation de la maintenance ont été développés. Ding et al (2015) ont essayé d'appliquer des modèles d'optimisation de la maintenance sur des systèmes, afin de trouver une solution de maintenance fiable sous certains critères.

La planification de la maintenance détermine les limites entre la sélection des politiques de maintenance et la gestion ultérieure. Elle comprend des modèles permettant de définir les actions de maintenance en fonction des politiques adoptées et les informations relatives aux implications et aux risques impliqués, par exemple, par des méthodes de simulation, des algorithmes d'optimisation, etc.

Dans un processus décisionnel, la détermination d'un plan de production optimal est un enjeu majeur pour les gestionnaires d'entreprise. La gestion efficace d'un système actuel de production actuel a besoin de prendre en considération les contraintes de maintenance et de production pour définir les stratégies à mettre en œuvre. Toute usine de fabrication peut être divisée en deux groupes distincts : généralement, un département de production et un département de maintenance. Le département de production est, évidemment, directement influencé par de nombreux facteurs, tels que la capacité de la machine, les politiques de processus de chargement, les pannes de machines et les opérations de maintenance. Toutefois, les problèmes de planification supposent souvent une disponibilité ininterrompue des machines, telles que les tâches qui peuvent être traitées à tout moment au cours de cette période. Cette hypothèse ininterrompue est rarement valable dans la réalité, mais la plupart des modèles analytiques néglige les processus correspondants. Enfin, lorsque ces phénomènes sont pris en compte, les pannes et les actions de maintenance sont souvent considérées comme événements troublants. L'importance de la fonction de maintenance, et donc aussi de gestion de la maintenance, s'est accrue. La mécanisation et l'automatisation généralisées ont réduit le nombre de personnels de production et ont augmenté le capital employé dans les équipements de production et les structures civiles. En conséquence, la fraction des employés travaillant dans la zone de maintenance a augmenté, ainsi que la fraction des dépenses de maintenance sur les coûts opérationnels totaux.

Chercheurs et experts en génie industriel, se sont penchés sur la question de la planification intégrée, et en particulier la planification intégrée de la maintenance et de la production, en partant du principe que la somme de l'optimum pour la production et celui de la maintenance n'est pas forcément l'optimum pour les deux à la fois. Néanmoins, la complexité de la modélisation d'une telle approche intégrée et la complexité de résolution de tels problèmes ont rendu assez faible le nombre de travaux portant sur ce thème de planification intégrée.
Au cours de la dernière décennie, le choix des stratégies de maintenance dans les systèmes de production a attiré l'attention de nombreux chercheurs. L'objectif principal est de minimiser les coûts englobant les coûts de maintenance, stockage, production, etc., tout en maximisant la disponibilité de la machine et en diminuant le nombre d'actions de maintenance corrective. La machine est soumise à une détérioration à l'usage au cours du temps, ce qui affecte la stabilité du système. Pour améliorer les performances du système et réduire les pannes de la machine, un plan de maintenance préventive devrait être établi.

De nombreuses études ont contribué à proposer différents types d'actions de maintenance, sous différentes contraintes, Rezg et al. (2004) ont proposé une méthode pour l'optimisation conjointe de la maintenance préventive et du contrôle des stocks dans une chaîne de production composée de *N* machines. Rezg et al. (2008) ont proposé un modèle pour déterminer un contrôle

de l'inventaire optimal conjoint et un âge basé sur la politique de maintenance préventive pour un système de production qui échoue au hasard. Un modèle a été proposé dans le même contexte par Kenne et Nkeungoue (2008), où le taux de défaillances d'une machine dépend de son âge, c'est-à-dire que les politiques de maintenance corrective et préventive dépendent de l'âge de la machine. Dans le travail de Hajej et al. (2009, 2011), l'impact du plan de production sur la dégradation de l'équipement est pris en compte. Nodem et al (2011) ont développé une méthode pour trouver les politiques optimales de production, de remplacement, de réparation et de maintenance préventive pour un système de fabrication dégradé. Les pannes aléatoires de la machine peuvent entraîner un retard dans les périodes d'assemblage, ce qui implique également le risque que le produit fini puisse être livré après le délai prévu. C'est dans ce sens que nous avons tenté, grâce à cette étude, de quantifier le risque de retard et de trouver le seuil qui ne devrait pas être dépassé pour les périodes de maintenance corrective.

Pour notre cas, le système de production représente une machine de production, d'assemblage, ou de désassemblage, qui traite les opérations de fabrication, d'assemblage d'un produit fini ou de désassemblage d'un produit usagé.

3.4. Risque lié à la maintenance

L'évolution du travail des processus de production au cours des dernières décennies a influencé la manière dont la maintenance est planifiée et gérée. La nécessité de réduire les stocks intermédiaires et d'accroître la fiabilité des équipements afin de réduire les coûts a conduit à une intégration plus poussée des machines impliquées dans le processus. Cela a entraîné des arrêts opérationnels ou des retards individuels possédant une influence négative sur l'ensemble du processus. Par conséquent, de nouvelles politiques de maintenance ont émergé pour faire face à ce comportement indésirable. Ces politiques exigent des efforts pour garantir l'engagement de toutes les parties prenantes, du responsable des opérations de production jusqu'à la direction. En général, l'optimisation des processus de maintenance avec l'ensemble du système de production, la planification de la maintenance, la sélection des stratégies appropriées pour chaque situation et les analyses d'efficacité posent un réel problème. Selon certains auteurs, la réduction du temps de maintenance, du nombre d'inspections et de l'augmentation de la fiabilité des équipements ne sont pas suffisants si la réduction des coûts ne fait pas partie des efforts requis. Les méthodes et les outils d'optimisation conjointe finissent par gagner un espace considérable dans ce contexte, afin de réduire les coûts dans les deux univers, en intégrant le processus d'analyse, la surveillance et le temps de gestion. Par conséquent, les modèles hiérarchiques sont de plus en plus utilisés pour définir l'ordre des actions à appliquer, en comparant les besoins du système de production aux interventions de maintenance, avec des résultats quantifiés. Ces tendances se réfèrent aux concepts d'amélioration de la productivité globale, en tant que préoccupation centrale du processus. La littérature s'accentue encore sur certains problèmes dans la réalisation des objectifs dans ce contexte. Afin de répondre au besoin d'effectuer des mesures continues de la performance et de l'état de l'équipement, certaines propositions ont encore des modèles complexes, exposant les difficultés et les lacunes dans la définition des indicateurs et la création de méthodes pour transformer les informations en connaissances. Sur la base de ces tendances vers des

améliorations communes entre le système de production et la maintenance, le cadre proposé peut contribuer de manière significative au développement de futurs travaux et de nouvelles méthodologies. Les difficultés et défis restants, mis en évidence dans la section consacrée à la discussion, peuvent être surmontés en intégrant les principales méthodologies incorporées dans le cadre. Ainsi, l'ensemble des modèles de prise de décision devrait être alimenté en permanence, en utilisant les meilleurs résultats d'une étape spécifique pour alimenter les modèles à un autre stade.

Alencar et de Almeida (2015) discutent des conséquences liées aux pannes d'équipement, fournissant une évaluation quantitative de ces conséquences dans le modèle proposé. Cette évaluation permet une allocation plus appropriée des ressources de maintenance et une utilisation appropriée des outils existants pour cette fonction. Vaurio (2011) traite l'importance des paramètres pour la prise de décision basée sur le risque. Il a énuméré les rôles de ces paramètres dans le tri et le classement des groupes d'activités en fonction de l'importance des systèmes de sécurité, des structures, des composants, des actions humaines et de la prise de décision dans les environnements permanents et temporaires.

Dans cette thèse, nous nous intéresserons aux risques de pertes de profit liés d'une part aux retours de produits et aux durées de réparation des pannes non nulles dans un système de production simple. D'autre part, nous étudierons un système de production plus spécifique qui présente une grande importance dans les entreprises manufacturières : le système d'assemblage. Nous intégrerons une politique de maintenance parfaite suite à la planification des tâches d'assemblage. Par la suite, nous évaluerons le risque de pertes de profit dû aux périodes de réparation de la machine d'assemblage. Cependant, dans le monde réel, la planification des systèmes d'assemblage ne peut pas être réalisée dans un environnement déterministe. Dans ce contexte, nous présenterons dans la partie qui suit un état de l'art sur la planification des systèmes d'assemblage sous les différentes incertitudes traitées dans la littérature.

4. Planification des systèmes d'assemblage sous différentes incertitudes

Une économie mondiale et une augmentation des attentes des clients en termes de coûts et de services ont mis l'accent sur une réingénierie efficace de la chaîne d'approvisionnement. Les entreprises manufacturières visent à transformer les matières premières ou les composants reçus de leurs fournisseurs et à les assembler en produits finis pour être livrés à leurs clients. La volatilité des marchés ainsi que le contexte concurrentiel font que la gestion de ce concept diffère d'une entreprise à l'autre. La gestion de la chaîne d'approvisionnement attire l'attention de plusieurs chercheurs dans le domaine de l'ingénierie industrielle. De nombreux livres ont été publiés récemment dans lesquels les chercheurs présentent la gestion de la chaîne d'approvisionnement avec différents concepts et techniques dans diverses entités liées à la chaîne logistique (Kahraman et al (2014), Stadtler et al (2008), Hugos et al (2018)). Stadler et al (2008) ont également étudié le principe essentiel de la gestion de la chaîne d'approvisionnement et de la planification avancée. Ils ont présenté les derniers résultats de recherche pour la résolution décrite dans leur travail.

Les lignes d'assemblage sont des systèmes spéciaux de production de lignes d'écoulement d'une grande importance dans la production industrielle de produits standardisés en grandes quantités. Récemment, les lignes d'assemblage ont même gagné plus d'importance dans la production à faible volume de produits personnalisés. Les processus d'assemblage et d'approvisionnement peuvent devenir très complexes. La complexité des systèmes d'assemblage peut entraîner des erreurs humaines et, à son tour, influer sur la performance du système ; elle influe également sur la configuration de la chaîne d'approvisionnement et la politique de contrôle des stocks (Weigert, G. et al. (2011), Perkgoz, C et al (2007)). Travailler dans un environnement où l'incertitude est un facteur important dans la planification de la chaîne d'approvisionnement contribue à fournir des règles, des méthodes et des outils de travail appropriés qui permettent une gestion de la chaîne plus efficace et la satisfaction de la clientèle, tout en minimisant les risques. L'incertitude dans les chaînes d'approvisionnements concerne des événements futurs qui ne sont pas connus et probabilisables, comme par exemple les délais d'approvisionnements aléatoires, des demandes aléatoires, des pannes aléatoires, etc. Par contre, le risque concerne une situation dans laquelle les événements futurs sont connus et probabilisables. Aujourd'hui, il est essentiel que les acteurs de la chaîne d'approvisionnement mettent en œuvre des outils de gestion qui tiennent compte des incertitudes. Pour éviter ces incertitudes, les entreprises actuelles développent de nouvelles méthodes de planification de l'approvisionnement qui traitent des incertitudes. La méthode MRP est l'une des approches les plus utilisées dans les applications industrielles modernes pour la gestion des systèmes de production (Dolgui. A et al (2007) et Koh. S et al (2002)). MRP est une technique, utilisée dans la planification de l'approvisionnement pour un environnement déterministe. En général, les tâches accomplies après la date d'échéance encourent toujours des pénalités de retard qui peuvent consister en une indemnisation des clients, des heures supplémentaires, des frais de livraison retardés, etc. Par exemple, le retard de l'avion B787 a fait supporter à la société Boeing des coûts supplémentaires, des pertes de revenus et de retards, des pertes de confiance des clients et des investisseurs et des remaniements de la haute direction (Elahi et al (2014)).

De nombreux chercheurs s'intéressent aux problèmes d'optimisation de la planification d'approvisionnement pour les systèmes d'assemblage sous différentes incertitudes. Yeung et al (1998) et Koh et al (2002) ont contribué à présenter les examens de différentes incertitudes dans la planification des besoins matériels (MRP). Dolgui et Prodhon (2007), quant à eux, ont étudié le MRP sous des incertitudes et ont donné plusieurs techniques, telles que la technique des stocks de sécurité, par exemple, pour s'attaquer à ces incertitudes. En général, la majeure partie des publications est consacrée au paramétrage du MRP sous l'incertitude du niveau de la demande (quantité). Mula et al (2006) et Louly et al (2008) ont présenté une analyse de l'incertitude de la demande pour la planification de la production. En ce qui concerne l'incertitude du délai d'approvisionnement (temps), Hnaien et al (2009) et Ben-Ammar et al (2018a, 2018b) ont traité les incertitudes du délai d'approvisionnement dans la chaîne logistique. En fait, ils ont étudié le cas des systèmes d'assemblage. Pour les travaux qui s'intéressent à l'étude de plusieurs incertitudes à la fois, comme les incertitudes de la demande et les délais d'approvisionnement, Brennan et Gupta (1996) ont présenté ce type de variabilité. Pour minimiser l'effet de l'incertitude, diverses techniques sont adoptées, telles que la production des heures supplémentaires, la sous-traitance, la conservation du stock de sécurité

et le délai de sécurité (Damand et al. (2001), Guide et Srivastava (2000)). Pour les études concernant l'incertitude au niveau du processus (panne machine, défaut de fabrication, etc.), nous avons recensé le travail de Guide et Srivastava (2000) qui ont étudié le choix du niveau de stock de sécurité pour faire face aux incertitudes de la demande ou du processus. Ghobbar et al (2004) ont étudié le système MRP pour la maintenance et le contrôle des stocks d'avions et nous avons noté que le système MRP pourrait être utilisé pour contrôler et réduire les stocks concernant la maintenance régulière de la compagnie aérienne. Cependant, l'incertitude au niveau des défaillances aléatoires du système d'assemblage n'a pas été étudiée dans la littérature. Les études bibliographiques concernant les travaux de planification des systèmes d'assemblage sous différentes incertitudes et les travaux concernant les problèmes d'intégration de politique de maintenance sur des systèmes de production, nous ont permis de nous orienter vers l'intégration des activités de maintenance dans le système d'assemblage ; ceci est une nouveauté dans la littérature. Dans ce contexte, les travaux réalisés dans le troisième chapitre s'appuient sur les études de Ben-Ammar et al (2014) et visent à intégrer les actions de maintenance. Le système proposé est composé d'une machine d'assemblage, de stock de matières premières, de stock de produits semi-finis et d'un stock de produits finis. On suppose le cas d'un seul type de produits et d'une seule période de planification avec une quantité commandée connue. Les délais d'approvisionnement des produits (matières premières, produits en-cours, produit fini) sont supposés incertains ainsi que les pannes de la machine d'assemblage, qui peuvent interrompre les opérations d'assemblage. La contribution de ce chapitre est d'intégrer une politique de maintenance dans notre système, de proposer un plan de maintenance préventif optimal et d'étudier le risque de pertes de profit lié aux pannes de la machine.

Dans la partie qui suit, nous allons présenter les travaux réalisés sur la planification des systèmes de désassemblage/assemblage. Afin de rendre le modèle proposé plus économique, nous visons à intégrer les processus de désassemblage dans le système étudié dans le dernier chapitre.

5. Planification des systèmes de désassemblage/assemblage sous différentes incertitudes

Avec l'augmentation de la consommation, les concepts de gestion de la chaîne d'approvisionnement sont étendus. En effet, de plus en plus de déchets de production, de réduction des ressources et même de dégradation de l'environnement nous incitent à développer de nouvelles approches pour gérer ces problèmes. Par conséquent, plusieurs entreprises sont de plus en plus responsables de leurs produits de post-consommation en raison de réglementations plus strictes en matière de gestion de la durabilité industrielle (Xie et al (2016), Barba-Sánchez et Atienza-Sahuquillo (2016)). En outre, aujourd'hui, la chaîne d'approvisionnement est guidée par une gestion durable de la chaîne d'approvisionnement (Galve et al. (2016), Moon et al. (2016)). La gestion durable de la chaîne d'approvisionnement peut être définie comme l'intégration d'approches environnementales et financières dans l'ensemble du cycle de vie de la chaîne d'approvisionnement. Toutes les chaînes d'approvisionnement peuvent être optimisées en utilisant des approches durables. Pour atteindre la rentabilité, les approches de durabilité de

la chaîne d'approvisionnement doivent améliorer la performance environnementale au sein d'une structure opérationnelle financièrement viable. Ainsi, nous considérons le problème de la gestion de la planification concernant les systèmes d'assemblage et de désassemblage dans une chaîne d'approvisionnement sous différentes incertitudes. La production de biens durables a explosé, entraînant une augmentation des flux de retours des clients vers les fournisseurs. Ceci est appelé "logistique inverse". Govindan et al. (2015) ont proposé dans leurs travaux d'examiner et d'analyser des articles récemment publiés sur la logistique inverse et les chaînes d'approvisionnement en circuit fermé, afin de clarifier et de suggérer des possibilités de futures recherches. En fait, ils ont mentionné que la logistique inverse commençait par les utilisateurs finaux. Les produits usagés sont collectés auprès des clients et traités à travers différentes décisions (recyclage, remise à neuf, réparation et élimination).

Le recyclage et la remise à neuf de l'équipement mécanique sont devenus l'une des priorités à considérer par l'industrie (Xia et al, (2015)). Ces études se concentrent toutes sur trois problèmes essentiels : la modélisation du désassemblage, la planification de la séquence de désassemblage et l'évaluation du désassemblage (Zhang et al, (2015)). La modélisation du désassemblage concerne la représentation du produit mécanique, y compris ses composants et les relations de position et de contrainte entre eux. La remise à neuf des produits usagés est un domaine très abordé dans la littérature sur la logistique inverse (Turki et al. (2017, 2018)). Ces processus de remise à neuf sont nettement plus respectueux de l'environnement que le recyclage ou la première fabrication. En fait, ces opérations utilisent moins de matériaux et moins d'énergie. La plupart des entreprises concernées sont spécialisées dans la remise à neuf d'automobiles, de camions et d'autres composants de véhicules, tels que des démarreurs, des alternateurs, des transmissions, etc. (Ferrer et al (2001)). De nombreux chercheurs ont tenté de trouver des solutions dans leur pays en étudiant les problèmes et les obstacles qui empêchent le démarrage du processus de remise à neuf (Sharma et al (2016)).

La remise à neuf consiste à transformer les produits usagés vers un état approprié pour être revendus comme un nouveau produit. Comme le montre la figure ci-dessous, la remise à neuf peut être définie comme un processus qui se compose de plusieurs opérations : la réception des produits usagés, le désassemblage pour avoir les différents composants qui constituent le produit, le tri de ces composants ou l'inspection afin de déterminer quels composants peuvent être remis à neuf et lesquels doivent être rejetés. Enfin, l'opération de reconditionnement à neuf qui consiste à remettre les composants comme des «nouveaux» composants. Par conséquent, selon le tri et le type de composants pouvant être remis à neuf, le reste des composants nécessaires au démarrage du processus d'assemblage est commandé auprès de fournisseurs externes (voir Figure 1.1).

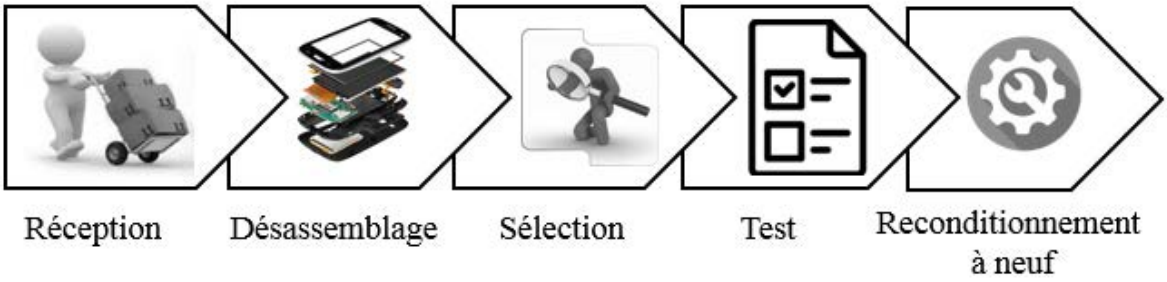

Figure 1.1 : Différentes étapes du processus de remise à neuf

L'une des principales opérations du processus de remise à neuf est l'opération de désassemblage. L'objectif de cette opération est d'obtenir les composants précieux des produits usagés tout en séparant ceux qui affectent l'environnement. Dans la littérature, de nombreux chercheurs se sont intéressés aux problèmes du système de désassemblage, tels que l'ordonnancement et la planification des opérations d'assemblage, etc. Priyono et al. (2016) ont analysé ce qui avait été fait dans un premier temps et ce qui doit être fait dans un deuxième temps, dans le domaine de désassemblage dans le processus de remise à neuf. Bentaha et al. (2016) ont étudié le problème de la planification du processus de désassemblage en considérant les états ou la qualité des produits à démonter. L'évaluation du désassemblage consiste à trouver la meilleure séquence de désassemblage selon une norme spécifique. Les critères d'évaluation ont beaucoup à voir avec le but du désassemblage. Par exemple, la planification de séquence visant à une efficacité de désassemblage maximale peut exiger moins de changements d'outils de désassemblage pour gagner du temps, mais le désassemblage orienté vers la cible peut sacrifier l'efficacité pour l'exhaustivité de certains composants. Ainsi, lorsque le but du désassemblage change, les séquences réalisables pour le même produit mécanique changent en conséquence. La remise à neuf des composants dérivés de bonnes pièces de désassemblage de produits usagés vise à les récupérer dans le processus d'assemblage pour obtenir un produit vendable.

Dès lors, le problème de la planification du processus de désassemblage et la définition des séquences de désassemblage ont été étudiés dans de nombreux travaux. Nous citons Yu et al (2017), Sanchez et al (2018), Ren et al (2017) et Peeters et al (2013). Dans d'autres recherches, les auteurs ont considéré le problème d'ordonnancement des processus d'assemblage en une seule période de désassemblage. (Langella, I.M (2007), Kim et al (2003)). Dans le même contexte, Ferrer et al (2001) ont traité le problème de la détermination de la quantité et du moment du désassemblage de chaque élément parent pour une structure de désassemblage donnée, afin de satisfaire la demande d'éléments feuilles sur un horizon de planification avec des périodes discrètes. Cependant, ces études ont traité le processus de désassemblage sous différentes incertitudes indépendamment du processus de fabrication. En effet, dans les systèmes réels, l'opération de désassemblage dépend de la demande de fabrication de produits finis.

Cette partie de notre thèse est basée sur les méthodes de paramétrages des systèmes de types MRP prenant en compte les composants remis à neuf. Certaines études ont noté que la plupart des MRP ne permettent pas de planifier le démontage (Peeters et al (2013)). Inderfurth et Jensen (1999) ont proposé une analyse mathématique de la remise à neuf dans le cadre du MRP pour élaborer des règles de contrôle pour la production de nouveaux composants, la remise en état des produits usagés et l'élimination des produits en excès. Leur modèle est également limité aux processus de remise à neuf qui conservent une bonne identité finie. En outre, Raupp et al (2015) ont présenté un modèle d'optimisation MRP dans lequel ils traitent un système de production particulier. Pour fabriquer un produit fini, son principal composant d'assemblage peut être récupéré à partir de pièces du produit usagé. Gotzel and Inderfurth (2002) ont développé un modèle MRP étendu pour un système hybride de production et de remise à neuf multi-périodes en une seule étape. Comparé aux études citées ci-dessus, le problème MRP étudié dans cette partie de thèse concerne non seulement la date de lancement d'ordres aux fournisseurs des nouveaux composants, mais aussi la date de commande du produit usagé par les fournisseurs. Pour résoudre ce type de problème, Gupta et Taleb (1994) ont proposé un algorithme dont l'objectif est de déterminer la quantité et le plan de désassemblage des produits pour satisfaire la demande dans les meilleurs délais. Dans un autre article, Taleb et Gupta (1997) ont proposé deux algorithmes compagnons pour obtenir le calendrier des opérations de quantité et de désassemblage. Ils ont traité un problème plus complexe avec l'existence de structures de produits multiples et de parties et / ou matériaux communs. De plus, Langella (2007) a traité le même problème et proposé une version modifiée de l'algorithme de Taleb et Gupta (1997). En effet, Kim et al. (2003) ont proposé une fonction mathématique qui minimise les coûts de la somme de la configuration, des coûts de stockage et de l'opération de désassemblage. Ils ont implémenté un algorithme heuristique basé sur la relaxation linéaire pour résoudre la fonction de coût proposée. Dans Kim et al (2009), un problème de planification de la production dans les systèmes de désassemblage est proposé avec un algorithme de branch and bound. Pour conclure, Prakash et al (2012) ont présenté une nouvelle forme de recuit simulé basé sur les contraintes (CBSA) pour déterminer le plan de commande et de désassemblage afin de minimiser le niveau de stock pour les produits ayant une structure générale de produit d'assemblage.

Dans notre thèse, nous nous intéresserons à l'optimisation de la planification d'un système de désassemblage/ assemblage à deux niveaux sous différentes contraintes, ainsi qu'à l'intégration d'une politique de maintenance à ce système, afin de trouver un plan optimal des actions de maintenance préventive et dans le but d'augmenter la disponibilité du système de désassemblage/ Assemblage. D'autre part, nous évaluerons le risque de pertes de profit engendré par les périodes de réparation du système proposé.

6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons analysé plusieurs concepts dans les systèmes industriels, nous avons essayé d'introduire les notions de risques et de prise de décision. Nous avons également présenté les différents travaux liés aux risques dans la chaîne logistique. La plupart des chercheurs ont discuté et travaillé sur le risque et les types de risques dans les systèmes industriels et plus précisément dans la chaîne logistique. Evaluer le risque d'une décision prise

suite à l'optimisation d'un système industriel n'est pas très développé dans la littérature. Dans notre thèse, nous développerons des modèles analytiques qui visent à quantifier le risque de pertes de profit suite à des contraintes ou des stratégies mises en place.
Dans le chapitre suivant, nous présenterons des modèles analytiques pour quantifier la perte de profit.

Chapitre 2 : Analyse de l'impact du choix des algorithmes d'optimisation sur la résolution d'un problème d'optimisation de Production et de Maintenance

1. Introduction

Dans ce chapitre, nous développons des méthodes pour évaluer le risque de perte de profit résultant du choix d'un algorithme d'optimisation pour résoudre un problème de planification de production et de maintenance conjointe (Guiras et al (2018a)). En effet, l'optimum d'une fonction objectif est calculé via l'utilisation d'algorithmes et de méthodes d'optimisation. L'utilisation de ces méthodes peut avoir un impact sur un événement susceptible qui peut perturber le plan optimal de production et de maintenance. Pour atteindre nos objectifs, nous commençons par calculer les plans conjoints de production et de maintenance du système de fabrication sur un horizon fini en utilisant différentes métaheuristiques. Dans la seconde partie du chapitre, nous proposons des modèles analytiques pour quantifier le risque de perte de profit résultant des retours de produits et le risque lié aux durées de réparation non nulles. Les exemples numériques sont réalisés en adoptant les différentes métaheuristiques utilisées. Cette étude fournit des informations sur les algorithmes d'optimisation les plus efficaces pour les problèmes rencontrés. Cette recherche propose de nouvelles approches pour aider et guider les gestionnaires dans l'analyse et l'évaluation de leurs décisions. Nous décrivons dans la deuxième partie notre système ainsi que le modèle de production et la stratégie de maintenance proposés. Nous présentons dans la troisième partie les différentes méthodes d'optimisation ainsi que les résultats de l'application numérique de chacune. Dans la dernière partie, nous évaluons le risque de certaines contraintes. En effet, nous étudions le risque de perte de profit en tenant compte des produits retournés à des périodes aléatoires et également le risque dû aux durées de réparation non nulles.

2. Description du système

Le système proposé se compose d'une seule machine (M), un système de fabrication à une seule opération produit un seul type de produit dans le but de satisfaire une demande aléatoire sur un horizon fini. Le but est de trouver des plans de production et de maintenance minimisant les coûts de stockage, de production et de maintenance. La machine de production est soumise à des pannes aléatoires avec un taux de défaillance qui augmente en fonction du temps et du taux de production. Une réparation minimale est effectuée en cas de panne et une maintenance préventive est effectuée périodiquement. Selon cette politique de maintenance, les activités de maintenance préventive sont supposées restaurer la machine à un état comme neuf « As Good As new». Nous avons développé un modèle analytique pour déterminer le plan de production optimal qui permet de satisfaire la demande aléatoire. Deuxièmement, nous déterminons un

plan de maintenance préventive optimal en fonction du taux de production. L'adoption du plan de production optimal en tant qu'entré dans le plan de maintenance est justifiée par l'influence de la variation du taux de production sur le taux de défaillance de la machine. On note le problème de production par *P* et le problème de maintenance par *M*. Le problème de la planification de la production et de la maintenance (the Production and Maintenance Planning Problem : *PMPP*) est présenté ci-dessous.

2.1. Paramètres :

Les notations suivantes utilisées dans cette partie sont définies comme suit :

Δt	durée de la période
H	nombre de périodes dans l'horizon de planification.
$H.\Delta t$	longueur du plan d'horizon fini.
$d(k)$	demande à une période k, $k = \{0, 1, ..., H\}$.
$E[\ ]$	l'espérance mathématique
$\hat{d}(k)$	demande moyenne dans une période $k = E[d(k)]$, $k = \{0, 1, ..., H\}$.
$S(k)$	niveau du stock en fin de période k, $k = \{0, 1, ..., H\}$.
$S(0)$	niveau de stock initial.
$\hat{S}(k)$	niveau moyen de stock en période $k = E[S(k)]$, $k = \{0, 1, ..., H\}$.
$V(S(k))$	variance du niveau de stock $= E[S(k) - \hat{S}(k)^2]$, $k = \{0, 1, ..., H\}$.
$V_d(k)$	variance de la demande $= E[d(k) - \hat{d}(k)^2]$, $k = \{0, 1, ..., H\}$.
$\varphi^{-1}_{d,k}$	fonction de distribution gaussienne cumulative inverse avec moyenne $\hat{d}(k)$ et variance finie $V_d(k)$.
$U(k)$	taux de production dans chaque période k, $k = \{0, 1, ..., H\}$.
U_{max}	taux de production maximal de la machine.
C_{pr}	coût de production unitaire.
C_s	coût de stockage par unité de produit par période.
C_{pm}	coût d'une action de maintenance préventive.
C_{cm}	coût d'une action de maintenance corrective.
C_M	coût total des actions de maintenance.
$f(t)$	fonction de densité de probabilité du temps à l'échec.
$\lambda_n(t)$	taux de défaillance nominal qui se produit lorsque le taux de production est U_{max}.
$\lambda_k(t)$	taux de défaillance de la machine pendant la période k, $k = \{0, 1, ..., H\}$.
N	nombre d'actions de maintenance préventive sur l'horizon fini.
$\phi(U, N)$	nombre moyen de pannes sur l'horizon fini H.

2.2. Présentation du système de production (*P*)

Un système de production décrit un ensemble intégré de processus qui nous permet de produire un bon service répondant à l'objectif premier de l'entreprise, à savoir la satisfaction du client. La coordination de différentes activités, telles que la production et la maintenance, est nécessaire pour atteindre la maximisation des bénéfices. Le but de cette sous-section est de présenter le plan de production qui minimise les coûts de production et de conservation. Nous supposons que l'horizon de travail $H.\Delta t$ est divisé de manière égale en H qui est le nombre périodes et Δt la longueur de chaque période. La demande d (k) est une variable aléatoire qui suit une distribution normale. Soit $\{f_k(S(k),U(k)), k=1,...,H\}$ la fonction de coût de la production et du stockage. Le problème de programmation linéaire stochastique séquentiel suivant fournit un plan de production optimal sur l'horizon de planification.

$$Min\, E\{\sum_{k=0}^{H-1} f_k(S(k),U(k)) + f_H(S(H))\} \tag{2.1}$$

Sous les contraintes suivantes :

$$S(k+1) = S(k) + U(k) - d(k) \qquad k = 0,1,...,H-1 \tag{2.1.1}$$

$$P[S(k+1) \geq 0] \geq \theta \qquad k = 0,1,...H-1 \tag{2.1.2}$$

$$0 \leq U(k) \leq U_{\max} \qquad k = 0,1,...,H-1 \tag{2.1.3}$$

La première contrainte (2.1.1) définit l'équation de la balance des stocks pour chaque période de production. En effet, le niveau de stock à la fin de chaque période se calcule à partir du niveau de stock de la période précédente, du taux de production de la période actuelle et de la demande du client pour cette période. La seconde contrainte (2.1.2) impose une exigence de niveau de service à chaque période, ce qui induit à son tour un stock de sécurité. Enfin, la contrainte (2.1.3) définit les limites inférieure et supérieure du taux de production au cours de chaque période.

L'équation suivante représente les coûts de production et de stockage attendus dans chaque période *k*. Nous utilisons la forme quadratique pour notre expression, ce qui permet de pénaliser à la fois l'excès et le manque d'inventaire (Hajej et al. (2011)).

$$f_k(S(k),U(k)) = C_s \times E[S(k)^2] + C_{pr} \times U(k)^2 \tag{2.2}$$

Ainsi, sur l'horizon fini *H. Δt,* le coût total moyen de production et de stockage peut être exprimé comme suit :

$$F(U) = \sum_{k=0}^{H} \{f_k(S(k),U(k))\} = C_s \times E[S(H)^2] + \sum_{k=0}^{H-1} [C_s \times E[S(k)^2] + C_{pr} \times U(k)^2] \tag{2.3}$$

On note que $U(H)$ n'est pas inclus dans la formulation des coûts car nous ne considérons pas l'ordre de production à la fin de l'horizon. En pratique, ce problème de programmation non

linéaire stochastique avec contraintes est généralement difficile à résoudre. Nous l'avons donc transformé en un problème déterministe équivalent, qui devient plus facile à résoudre (Hajej et al. (2011)).

On note que $V(S(0)) = 0$ et que $V_d(k)$ est constant et égal à V_d pour tout k. Après simplification décrite plus en détail dans Hajej et al. (2011), nous obtenons l'expression suivante :

$$Min\, F(U) = C_s \cdot \hat{S}(H)^2 + \sum_{k=0}^{H-1}\left[C_s \cdot \hat{S}(k)^2 + C_{pr} \cdot U(k)^2 \right] + C_s \cdot V_d \cdot \frac{H(H+1)}{2} \qquad (2.4)$$

Avec les sous contraintes suivantes :

$$\hat{S}(k+1) = \hat{S}(k) + U(k) - \hat{d}(k) \quad k = \{0,1,...,H-1\} \qquad (2.4.1)$$

$$\mathrm{P}\left[S(k+1) \geq 0\right] \geq \theta \Rightarrow U(k) \geq \varphi_{d,k}^{-1}(\theta) V_d - S(k) + \hat{d}(k) \;\; k = \{0,1,...,H-1\} \qquad (2.4.2)$$

$$0 \leq U(k) \leq U_{max} \quad k = \{0,1,...,H-1\} \qquad (2.4.3)$$

La transformation du problème stochastique au problème déterministe est décrite comme suit :

Soit :

$$F(U) = \sum_{k=0}^{H} \{f_k(S(k),U(k))\} = C_s \times E[S(H)^2] + \sum_{k=0}^{H-1} [C_s \times E[S(k)^2] + C_{pr} \times U(k)^2]$$

Nous avons, $E[d(k)] = \hat{d}(k)$

Et $V_d(k) = \sigma_d^2 \geq 0 \;\; \forall k$

La variable de stockage $S(k)$ est décrite statistiquement par la moyenne $E[S(k)] = \hat{S}(k)$.

Et la variance $E[(S(k) - \hat{S}(k))^2] = Var(S(k))$

Donc, la relation entre $\hat{S}(k)$ and $\hat{S}(k+1)$ est définie par l'équation suivante :

$$E[S(k+1)] = \mathrm{E}[S(k) + U(k) - d(k)]$$

$$\Rightarrow \hat{S}(k+1) = \hat{S}(k) + U(k) - \hat{d}(k)$$

En effet, cette équation représente l'évolution moyenne de la variable de stockage pour chaque période k, avec $k \in \{1...H-1\}$.

De plus, $U(k)$ est essentiellement déterministe, puisque cette variable ne dépend plus des variables aléatoires $d(k)$ et $S(k)$.

$E[U(k)] = U(k)$ avec $V(U(k)) = 0 \quad \forall k$

En calculant la différence entre :

$$S(k+1)-\hat{S}(k+1)=S(k)+U(k)-d(k)-\hat{S}(k)-U(k)+\hat{d}(k)$$

$$\Rightarrow S(k+1)-\hat{S}(k+1)=S(k)-\hat{S}(k)-(d(k)-\hat{d}(k))$$

$$\Rightarrow (S(k+1)-\hat{S}(k+1))^2=(S(k)-\hat{S}(k))-(d(k)-\hat{d}(k))^2$$

$$\Rightarrow E[(S(k+1)-\hat{S}(k+1))^2]=\mathrm{E}[((S(k)-\hat{S}(k))-(d(k)-d(k)))^2]$$

$$\Rightarrow E[(S(k+1)-\hat{S}(k+1))^2]=E[(S(k)-\hat{S}(k))^2+(d(k)-\hat{d}(k))^2-2.(S(k)-\hat{S}(k)).(d(k)-\hat{d}(k))]$$

$$\Rightarrow E[(S(k+1)-\hat{S}(k+1))^2]=E[(S(k)-\hat{S}(k))^2]+E[(d(k)-\hat{d}(k))^2]-2.\mathrm{E}[((S(k)-\hat{S}(k)).(d(k)-\hat{d}(k))]$$

Comme $S(k)$ et $d(k)$ sont des variables aléatoires indépendantes, nous pouvons déduire que :

$$E[(S(k)-\hat{S}(k)).((k)-\hat{d}(k))]=E[(S(k)-\hat{S}(k)].E[(d(k)-\hat{d}(k)]$$

D'autres part, nous notons que :

$$E[(S(k)-\hat{S}(k)]=E[S(k)]-E[\hat{S}(k)]=0$$

$$E[d(k)-\hat{d}(k)]=E[d(k)]-E[\hat{d}(k)]=0$$

Ainsi,

$$E[(S(k+1)-\hat{S}(k+1))^2]=E[(S(k)-\hat{S}(k))^2]+E[(d(k)-\hat{d}(k))^2]$$

D'une manière générale, a_k est une variable aléatoire, nous avons :

$$E[a_k-\hat{a}_k)^2]=V_{a_k}(k)=E[{a_k}^2]-\hat{a}_k^2$$

Par conséquent, nous avons :

$$V_s(k+1)=V_s(k)+V_d(k)=V_s(k)+\sigma_{d_k}^2$$

Nous supposons que $\mathrm{V}_s(k=0)=0$ et σ_{d_k} est constante et égale à σ_d pour toutes les périodes *k.*

On peut déduire que : $V_s(k)=k.\sigma_d^2$

Démonstration :

Pour *k*= 0 $\Rightarrow V_s(1)=V_s(0)+\sigma_d^2$

k=1 $\Rightarrow V_s(2)=V_s(1)+\sigma_d^2=2.\sigma_d^2$

k=2 $\Rightarrow V_s(3)=V_s(2)+\sigma_d^2=3.\sigma_d^2$

.

.

.

Pour $k \quad \Rightarrow V_s(k) = k.\sigma_d^2$

Selon l'équation précédente :

$$V_s(k+1) = V_s(k) + V_d(k)$$
$$\Rightarrow V_s(k+1) = k.\sigma_d^2 + \sigma_d^2$$
$$\Rightarrow V_s(k+1) = (k+1).\sigma_d^2$$

Donc,

$$V_s(k) = k.\sigma_d^2$$
$$E[(S(k) - \hat{S}(k))^2] = E[S(k)^2] - \hat{S}(k)^2$$
$$\Rightarrow E[S(k)^2] - \hat{S}(k)^2 = V_s(k) = k.\sigma_d^2$$

Alors,

$$E[S(k)^2] = k.\sigma_d^2 + \hat{S}(k)^2$$

Nous remplaçons $E[S(k)^2] = k.\sigma_d^2 + \hat{S}(k)^2$ dans $F(U)$, nous avons l'équation du problème (2.4) :

$$F(U) = C_s.\hat{S}(H)^2 + \sum_{k=0}^{H-1}\left[C_s.\hat{S}(k)^2 + C_{pr}.U(k)^2\right] + C_s.V_d.\frac{H(H+1)}{2}$$

Pour la démonstration de la contrainte (4.2), nous avons :

$$P\left[S(k+1) \geq 0\right] \geq \theta \Rightarrow U(k) \geq \varphi_{d,k}^{-1}(\theta).V_d - S(k) + \hat{d}(k) \quad k = \{0,1,...,H-1\}$$

On a :

$$S(k+1) = S(k) + U(k) - d(k)$$
$$\Rightarrow P[S(k+1) \geq 0] \geq \theta$$
$$\Rightarrow P[S(k) + U(k) - \mathrm{d}(k) \geq 0] \geq \theta$$
$$\Rightarrow P[S(k) + U(k) \geq d(k)] \geq \theta$$
$$\Rightarrow P[S(k) + U(k) - \hat{d}(k) \geq d(k) - \hat{d}(k)] \geq \theta$$
$$\Rightarrow P[\frac{S(k) + U(k) - \hat{d}(k)}{V_d} \geq \frac{d(k) - \hat{d}(k)}{V_d}] \geq \theta$$

Nous notons que :

$X = \dfrac{d(k) - \hat{d}(k)}{V_d}$ est la variable aléatoire gaussienne pour la demande $d(k)$.

On suppose que, φ est la fonction de distribution de la demande gaussienne et *f* la fonction de densité de probabilité.

$$\varphi_{d,k}\left(\frac{S(k)+U(k)-\hat{d}(k)}{V_d}\right) \geq \theta$$

$\varphi_{d,k}$ est strictement croissante, donc nous notons que $\varphi_{d,k}$.

$$\Rightarrow \frac{S(k)+U(k)-\hat{d}(k)}{V_d} \geq \varphi^{-1}(\theta)$$

$$\Rightarrow S(k)+U(k)-\hat{d}(k) \geq V_d \cdot \varphi_{d,k}^{-1}(\theta) \Rightarrow U(k) \geq V_d \times \varphi^{-1}(\theta) + \hat{d}(k) - S(k)$$

Donc, $P\left(S(k+1) \geq 0\right) \geq \theta \Rightarrow \left(U(k) \geq V_d \cdot \varphi_{d,k}^{-1}(\theta) + \hat{d}(k) - S(k)\right) \quad k = 0,1,....,H-1.$

Nous avons présenté dans cette partie le modèle analytique qui vise à trouver un plan de production optimal. Nous présentons dans la partie qui suit la stratégie de maintenance qui dépend du plan de production trouvé afin de déterminer un plan de maintenance optimal.

2.3. Présentation de la stratégie de maintenance (*M*)

Une bonne stratégie de maintenance vise à améliorer la disponibilité du système de production en réduisant la fréquence des pannes afin de minimiser les pertes causées par ces dernières et les coûts d'exploitation. Cette activité devient de plus en plus importante pour les entreprises et devrait donc reposer sur une stratégie claire visant à réduire les coûts associés tout en assurant un certain niveau de fiabilité des équipements. L'optimisation des stratégies de maintenance a été largement étudiée dans la littérature. La nature stochastique du système est due à la machine, qui est soumise à des pannes et à des actions de maintenance. Par conséquent, nous considérons un schéma de maintenance préventive périodique parfait combiné à une réparation minimale en cas de panne (Faulkner, 2005).

Le coût total des actions de maintenance peut être résumé dans l'expression analytique suivante :

$$C_M = C_{pm} \times (N-1) + C_{cm} \times \phi(U,N) \qquad (2.5)$$

Où $N \in \{1,2,3.....\}$ et $\phi(U,N)$ correspondent au nombre prévu de pannes qui se produisent au cours de l'horizon *H.Δt,* en considérant l'influence du taux de production dans chaque période de production *k* sur le taux de défaillance de la machine, $\lambda_k(t)$. Rappelons que $\lambda_n(t)$ = taux de défaillance pour les conditions nominales, équivalent au taux de défaillance sous le taux de production maximal pendant l'horizon *H. Δt*.

$$\lambda_k(t) = \lambda_{k-1}(\Delta t) + \frac{U(k)}{U_{max}}\lambda_n(t) \quad \forall t \in [0, \Delta t] \tag{2.6}$$

Ainsi, sur l'horizon *H. Δt*, le nombre moyen de pannes est : (voir Hajej et al. (2011)

$$\phi(U,N) = \sum_{j=0}^{N-1}\left[\sum_{i=In(j\times\frac{H}{N.\Delta t})+1}^{In\left((j+1)\times\frac{H}{N.\Delta t}\right)}\int_0^{\Delta t}\lambda_i(t) + \int_0^{(j+1)\times\frac{H}{N}-In\left((j+1)\times\frac{H}{N.\Delta t}\right)\times\Delta t}\lambda_{In\left((j+1)\times\frac{H}{N.\Delta t}\right)+1}(t)\,dt + \int_0^{\left(In\left((j+1)\times\frac{H}{N.\Delta t}\right)+1\right)\times\Delta t-(j+1)\times\frac{H}{N}}\frac{U\left(In\left((j+1)\times\frac{H}{N.\Delta t}\right)+1\right)}{U_{\max}}\times\lambda_n(t)\,dt\right] \tag{2.7}$$

Afin de résoudre le problème *PMPP* décrit ci-dessus, nous utilisons dans la partie qui suit différentes méthodes d'optimisations pour trouver l'algorithme le plus adéquat à notre problème.

3. Description de différentes méthodes d'optimisation étudiées

L'optimisation combinatoire ou dite optimisation discrète occupe une place importante dans la modélisation des problèmes mathématiques discrets ou dans l'informatique. De nombreuses problématiques industrielles peuvent être reformulées sous la forme d'un problème d'optimisation combinatoire. Cependant, ces problèmes sont généralement difficiles à résoudre car la majorité d'entre eux appartiennent à la classe NP-difficiles. Plusieurs méthodes de résolutions ont été proposées et développées dans la littérature, afin de trouver des solutions à ces problèmes. Comme mentionné dans le premier chapitre, deux grandes catégories ont été répertoriées concernant ces méthodes : les méthodes exactes qui nous garantissent une solution optimale, mais qui ne sont pas toujours applicables avec des données de taille importante et des méthodes approchées comme les heuristiques et les métaheuristiques. En effet, les méthodes approchées peuvent être une alternative très intéressante au niveau du temps pour résoudre des problèmes de grande taille où l'optimalité n'est pas le souci majeur des décideurs. Ces méthodes nous donnent des solutions proches de l'optimal. Dans cette partie, nous essayons d'appliquer des métaheuristiques connues dans la littérature pour résoudre notre modèle mathématique et pour chercher la méthode la plus adéquate à notre problème en le comparant avec le résultat issu d'une méthode exacte.

3.1. Présentation des différentes méthodes d'optimisation

Pour résoudre notre problème, quatre métaheuristiques sont présentées et appliquées : la méthode de "Nelder–Mead", la méthode de "Differential Evolution" (DE), la méthode de recuit simulé (SA) et enfin la méthode de recherche aléatoire.

- ✓ **Méthode de "Nelader-Mead"**

Pour une fonction de n variables, l'algorithme maintient un ensemble de $n + 1$ points formant les sommets d'un polytope dans l'espace à n dimensions. Cette méthode est souvent appelée la méthode "simplex", qui ne doit pas être confondue avec la méthode simplex bien connue pour la programmation linéaire. L'algorithme effectue une séquence de transformation pour diminuer les valeurs de fonction de chaque sommet. À chaque itération, de nouvelles valeurs de fonction sont calculées pour plusieurs points et comparées aux valeurs de fonction de l'itération précédente qui sont aux sommets. Ce processus est terminé lorsque le simplexe devient suffisamment faible dans une certaine direction ou lorsque les valeurs de la fonction sont suffisamment proches dans une seule direction (à condition que la fonction à résoudre soit continue). Le simplex de Nelder-Mead nécessite généralement une ou deux évaluations de la fonction à chaque itération. Il utilise seulement deux types de transformations pour constituer un nouveau simplex à chaque itération.

• Réflexion: loin du pire pic (celui avec la valeur la plus élevée de la fonction).

• Rétrécissement: vers le meilleur sommet (celui qui a la plus petite valeur de fonction). (Singer et al 2009).

Dans ces transformations, les angles entre les bords de tous les simplexes restent constants tout au long des itérations, de sorte que le simplex de travail peut changer de taille, mais pas de forme.

Les étapes suivantes résument brièvement l'algorithme de Nelder-Mead (Nelder and Mead, (1965)) :

1. Simplexe initial : Construire le jeu initial de points en générant $n + 1$ sommets.
2. Répéter les tâches suivantes jusqu'à ce que le test de terminaison soit satisfait :

- Calculer la transformation pour le test de terminaison (réflexion et retrait).
- Si le test de terminaison n'est pas satisfait, recalculer le simplex de résolution.

3. Renvoyer la meilleure solution du simplex S actuel et la valeur de la fonction associée.

- ✓ **Méthode de "Differential Evolution" (DE)**

Les performances remarquables de la méthode DE en tant qu'algorithme d'optimisation globale des problèmes de minimisation continue ont été largement explorées (Price et al. (2006)). Trois paramètres de contrôle décisifs sont impliqués dans DE : Le paramètre de contrôle de la mutation, qui est un facteur réel et constant contrôlant l'amplification de la variation différentielle. Le paramètre suivant est le facteur de contrôle de croisement qui contrôle quel paramètre contribue à quel paramètre de vecteur d'essai dans l'opération croisée et la taille de

la population correspondant au nombre de membres de la population. L'algorithme maintient une population de m points, $\{x_1, x_2 \ldots x_j \ldots x_m\}$ en tant que population pour chaque génération. La population initiale de vecteurs est générée aléatoirement à partir de l'ensemble de l'espace des paramètres en ajoutant des déviations aléatoires normalement distribuées à la solution nominale (x_{nom} de la génération initiale). L'opération appelée «mutation» se produit lorsque DE génère de nouveaux vecteurs de paramètres en combinant la différence pondérée entre deux vecteurs de population et un troisième vecteur. Les paramètres du vecteur muté sont alors associés aux paramètres d'un autre vecteur prédéterminé. Le mélange de paramètres est souvent appelé opération croisée. La dernière opération est appelée sélection. Chaque vecteur de population doit en servir un comme vecteur cible, de sorte que les compétitions NP se déroulent en une génération (Storn et al, 1997). On suppose que le processus ait convergé si la différence entre les meilleures valeurs de fonction dans les nouvelles et les anciennes populations, ainsi que la distance entre le nouveau meilleur point et l'ancien meilleur point, sont inférieures aux tolérances fournies par l'objectif d'exactitude et l'objectif de précision. DE est un algorithme évolutif, qui appartient à une classe, qui comprend également des algorithmes génétiques (Tam, 2015).

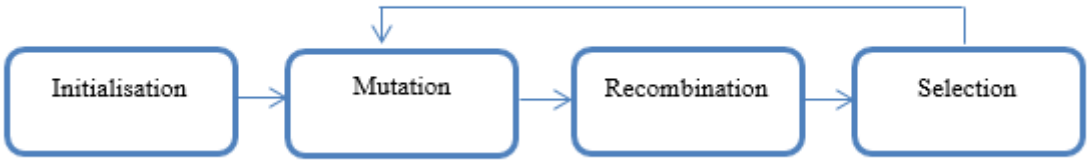

Figure 2.1 : Principe de la méthode DE

- ✓ **Méthode du recuit simulé (SA)**

L'idée de l'algorithme est d'effectuer un mouvement selon une distribution de probabilité qui dépend de la qualité des différents voisins, les meilleurs voisins ayant une probabilité plus élevée et les plus mauvais une probabilité plus faible. Un paramètre (T) appelé température est utilisé. Lorsque T est élevé, tous les voisins ont approximativement la même probabilité d'être acceptés. À faible T, un mouvement qui dégrade la fonction de coût a une faible probabilité d'être sélectionné. À $T = 0$, aucune dégradation de la fonction de coût n'est acceptée (Metropolis, 1953).

Les étapes suivantes décrivent l'algorithme SA :

1. Générer une solution initiale S_0 de S avec $S = S_0$. Définir une température initiale $T = T_0$.
2. Générer une solution aléatoire au voisinage de la solution actuelle.
3. Comparer les deux solutions selon le critère de Metropolis.
4. Répéter les étapes 2 et 3 jusqu'à ce que la stabilité statistique soit atteinte.

5. Diminuer la température et répéter jusqu'à ce que le système soit gelé.

✓ Méthode de la recherche aléatoire

La dernière méthode utilisée est la recherche aléatoire qui a été proposée pour la première fois par Anderson (1953) et plus tard par Rastrigin (1963) et Karnopp (1963). Soit $f : R^n \to R$ la fonction de remise en forme ou de coût, et S un sous-ensemble de R^n. Soit $x \in S$ désigne une position ou une solution candidate dans l'espace de recherche (Solis, 1981). La méthode de recherche aléatoire est décrite par les étapes suivantes :

1. Initialiser x avec une position aléatoire dans l'espace de recherche. Définir $k = 0$.
2. Jusqu'à ce qu'un critère de terminaison soit rempli (par exemple, nombre d'itérations effectuées ou aptitude adéquate atteinte), répéter les étapes suivantes :
   - Échantillonner une nouvelle position x_k de l'hypersphère d'un rayon donné entourant la position actuelle x.
   - Si $f(x_k) < f(x)$, se déplacer ensuite vers la nouvelle position en définissant $x = x_k$.

Dans le but de tester l'efficacité de ces méthodes d'optimisation sur notre problème, nous proposons un exemple numérique d'une machine de production qui travaille sur un horizon fini précis avec des demandes aléatoires et des coûts qui reflètent un exemple industriel.

3.2. Etude expérimentale

Nous utilisons l'exemple numérique suivant afin d'illustrer notre approche séquentielle proposée pour résoudre le problème d'optimisation conjoint de la production et de la maintenance. Nous considérons une seule machine M qui doit satisfaire, sur un horizon fini $H.\Delta t$, une demande stochastique qui suit une loi gaussienne avec une moyenne $\hat{d}(k)$ et une variance V_d . Le nombre H de périodes Δt est égal à 24, avec $\Delta t = 1$. Pour satisfaire la demande, nous définissons un niveau de service.

Nous considérons que la détérioration du système de production suit une distribution de Weibull avec les paramètres γ et β. À partir de l'équation (7), nous avons déterminé le nombre moyen de pannes en supposant qu'après chaque opération de maintenance préventive, l'équipement est dans l'état "comme neuf".

Les données suivantes sont utilisées pour les calculs :

- C_{pr}=3 unité monétaire (um)/unité de produit /période.
- U_{max} =15 produits.
- $\theta = 0.95$.
- C_s= 5 um/ unité de produit /période.

- S_0=20.
- V_d = 1.21.
- C_{pm}=212 *mu*.
- C_{cm}=1000 *mu*.
- Δt=1.
- λ_0=0.2.
- γ=2.
- β =100.
- H=24. Δt

Le tableau 2.1 présente la demande moyenne pour chaque période.

k	0	1	2	3	4	5	6	7	8
$d(k)$	15	17	15	15	15	14	16	14	16

k	9	10	11	12	13	14	15	16	17
$d(k)$	13	15	14	15	12	15	13	15	11

k	18	19	20	21	22	23
$d(k)$	16	13	15	12	14	16

Tableau 2.1 : Demande aléatoire

✓ **Méthode exacte :**

Tout d'abord, nous résolvons le PMPP avec le solveur FICO Xpress 8.0 qui utilise des méthodes exactes pour déterminer une solution optimale. Dans notre exemple, l'utilisation d'une méthode exacte nous permet d'évaluer les quatre métaheuristiques utilisées pour déterminer quelle méthode de résolution donne une solution la plus proche de la méthode exacte. En pratique, à partir d'une certaine taille de données, la méthode exacte prend un temps déraisonnable. Dans ce cas, afin de garantir un bon rapport entre la qualité des solutions et le temps de calcul, nous développons des méthodes d'optimisation qui peuvent nous donner des solutions proches de l'optimal dans un temps acceptable.

Après le calcul, il fournit quatre solutions entières. La meilleure solution est optimale. Il a été capable de résoudre le problème en temps polynomial : 0.1 seconde.

- Coût total = 22281,25 mu.

- Plan de production optimal (voir tableau 2.2).
- Nombre optimal d'actions de maintenance préventive = $N^* = 3$.

k	0	1	2	3	4	5	6	7	8
$U(k)$	1	12	15	15	15	15	15	15	15

k	9	10	11	12	13	14	15	16	17
$U(k)$	13	15	14	15	12	15	13	15	12

k	18	19	20	21	22	23
$U(k)$	15	13	15	12	14	15

Tableau 2.2 : Plan de production optimal obtenu par une méthode exacte

✓ **Méthode de "Nelder–Mead"**

Lorsque nous appliquons la méthode Nelder-Mead à l'exemple numérique ci-dessus, nous obtenons les résultats suivants :

- Coût total = 315483.7 mu.
- Plan de production optimal (voir tableau 2.3).
- Nombre optimal d'actions de maintenance préventive = $N^* = 2$.

k	0	1	2	3	4	5	6	7	8
$U(k)$	0	15	0	15	15	15	0	15	15

k	9	10	11	12	13	14	15	16	17
$U(k)$	15	15	0	0	0	15	15	15	15

k	18	19	20	21	22	23
$U(k)$	15	15	15	0	0	15

Tableau 2.3 : Plan de production optimal obtenu par la méthode Nelder-Mead

✓ **Méthode de "Differential Evolution" (DE)**

Lorsque nous appliquons la méthode d'évolution différentielle à l'exemple numérique, nous obtenons les résultats suivants :

- Coût total = 23379.85 mu.
- Plan de production optimal (voir tableau 2.4).
- Nombre optimal d'actions de maintenance préventive = N^* = 2.

k	0	1	2	3	4	5	6	7	8
$U(k)$	14	10	10	13	12	15	15	14	15

k	9	10	11	12	13	14	15	16	17
$U(k)$	15	14	15	14	12	14	14	14	14

k	18	19	20	21	22	23
$U(k)$	13	15	14	14	13	14

Tableau 2.4 : Plan de production optimal obtenu par la méthode DE

✓ **Méthode de recuit simulé (SA)**

Lorsque nous appliquons la méthode de recuit simulé à l'exemple numérique, nous obtenons les résultats suivants :

- Coût total = 31820.01 mu.
- Plan de production optimal (voir tableau 2.5).
- Nombre optimal d'actions de maintenance préventive = N^* = 2.

k	0	1	2	3	4	5	6	7	8
$U(k)$	12	15	15	13	12	15	14	15	15

k	9	10	11	12	13	14	15	16	17
$U(k)$	15	15	9	13	15	9	15	13	15

k	18	19	20	21	22	23
$U(k)$	15	15	15	15	2	15

Tableau 2.5 : Plan de production optimal obtenu par la méthode de recuit simulé

✓ **Méthode de recherche aléatoire**

Lorsque nous appliquons la méthode de recherche aléatoire à l'exemple numérique, nous obtenons les résultats suivants :

- Coût total = 386743.62 mu.

- Plan de production optimal (voir tableau 2.6).
- Nombre optimal d'actions de maintenance préventive = N^* = 2.

k	0	1	2	3	4	5	6	7	8
$U(k)$	12	12	11	5	11	4	13	10	10

k	9	10	11	12	13	14	15	16	17
$U(k)$	11	1	11	15	10	13	11	4	13

k	18	19	20	21	22	23
$U(k)$	2	10	13	3	10	4

Tableau 2.6 : Plan de production optimal obtenu par la méthode de recherche aléatoire

3.3. Analyse comparative

Le tableau ci-dessous résume les résultats obtenus pour chaque méthode présentée. Nous calculons le pourcentage d'erreur pour chaque méthode approchée décrite et appliquée ci-dessus que nous notons GAP en comparaison avec la solution optimale donnée par la méthode exacte du solveur utilisé.

$$\text{GAP} = \frac{\text{Solution heuristique} - \text{Solution Optimal}}{\text{Solution Optimal}}$$

Méthode	Coût total (um)	N^*	Temps d'éxécution (s)	GAP (%)
Méthode exacte	22281.25	3	0.01	-
Nelder–Mead	315483.7	2	12.93	13.16
DE	23379.85	2	9.18	0.046
SA	31820.01	2	5.72	0.43
Recherche aléatoire	386743.62	2	404.67	16.36

Tableau 2.7 : Récapitulatif comparatif des performances des méthodes d'optimisation

D'après les résultats obtenus dans le tableau 2.7, en utilisant une taille de données moyenne, nous observons que la méthode DE fournit le meilleur plan de production et le meilleur nombre d'actions de maintenance préventive proche de la méthode exacte par rapport aux autres

algorithmes (SA, recherche aléatoire et Nelder -Mead). Par conséquent, ce coût total trouvé par la méthode DE donne le GAP le plus bas.

Nos résultats confirment ce qui est observé à travers plusieurs types de recherche. En effet, Lagarias (1998) a mentionné que Nelder-Mead n'est pas un véritable algorithme d'optimisation globale, bien que, dans la pratique, il donne de bons résultats pour des problèmes qui n'ont pas beaucoup de minima locaux. En ce qui concerne la méthode de recherche aléatoire, son inconvénient majeur est que le temps d'exécution augmente de manière exponentielle avec la taille du problème (Horst et al 1995). En revanche, l'algorithme DE est utilisé pour résoudre des problèmes d'optimisation complexes en fonction de son efficacité et de son efficience et de sa robustesse dans une grande variété d'applications.

L'importance du DE réside dans sa capacité à gérer des fonctions objectives non différenciables, non linéaires et multimodales, convergeant principalement vers la solution optimale et utilisant peu de paramètres de contrôle. Pour le recuit simulé, son principal avantage est la possibilité de sortir d'un minimal local, basé sur une probabilité d'acceptation liée à une fonction exponentielle, appelée transformation Gibbs-Boltzmann (Eglese, R.W. 1990).

Sur la base de cet exemple numérique, nous pouvons conclure que si nous devons augmenter la taille des données, la méthode exacte peut ne pas aboutir à des solutions optimales. Ainsi, nous adoptons la méthode DE qui nous donne le GAP minimal.

4. Evaluation de risque sur le système

4.1. Introduction

La maximisation de profit est considérée comme l'un des principaux objectifs souhaités dans le secteur manufacturier. De plus, les entreprises et leurs environnements évoluent de manière dynamique dans le temps ; le risque inhérent sous lequel ils doivent fonctionner évolue également (Hallikas et al, 2004). Dans cette partie, nous aborderons le risque de pertes de profit suite à l'optimisation conjointe de la production et de la maintenance. Notre modèle considère un contrat entre un système de fabrication à une seule opération et un client où le système doit satisfaire une demande aléatoire au client pour un seul type de produit sur un horizon de planification fini. À tout moment, le système peut ne pas satisfaire une demande qui engendre un risque de perte financière. Nous procédons ici à une évaluation de ce risque, classé comme faible, moyen ou élevé, qui découle de différents facteurs, tels que les pannes de la machine, le délai de réparation, les ruptures de stock, les retards de transport, etc. Dans notre travail, nous considérons ces deux facteurs : i) les produits retournés ; et ii) la durée des actions de maintenance corrective non nulle.

4.2. Risque de perte de profit en tenant compte des produits retournés

Le retour de produits entraîne des coûts élevés associés aux stocks, au transport, à la manutention et à l'entreposage. Selon Shear et al. (2003), les seuls coûts de traitement des commandes entrantes peuvent atteindre 50$ par article, voire trois fois les coûts d'expédition. Ici, la gestion des retours de produits, impliquant souvent une grande incertitude en termes de

période de retour et de quantité de produits retournés, peut être un facteur de différenciation concurrentiel (Min et al, 2006).

Nous traitons le risque financier associé aux produits retournés, à savoir son impact sur le manque à gagner calculé en utilisant chacune des méthodes d'optimisation présentées précédemment. Il existe un risque lorsque le produit vendu au cours de la période k revient à la période $k+a$, avec a = 0, 1 ou 2 (pour cette étude de cas spécifique). Nous supposons que la quantité retournée en période de production k est $\delta(k) = d(k-a)\,\rho$, où ρ est une variable aléatoire qui suit la loi de distribution de Bernoulli, avec $\rho \in [0, 1]$.

Soit LPR_{RP} est la notation du risque de perte de profit de produits retournés sur l'horizon H basé sur les algorithmes d'optimisations présentés et calculés précédemment. Nous pouvons évaluer le LPR_{RP} comme la différence entre les revenus générés par la vente de la quantité optimale de produits au cours de l'horizon fini $\sum_{k=0}^{H-1} U(k)$ et les coûts résultant des retours de produits.

L'évaluation de LPR_{RP} peut être calculée comme suit, où g est le prix de vente unitaire du produit.

Le gain est : $$G = g \times \left[\sum_{k=0}^{H-1} U^*(k) + S_0 \right] \tag{2.8}$$

La quantité de produits retournés :

$$R_p(H) = \sum_{k-a=0}^{H} \delta(k) \tag{2.9}$$

La perte : $$L = g \times R_p(H) \tag{2.10}$$

$$LPR_{RP}\% = \frac{L}{G} \tag{2.11}$$

4.3. Risque de perte de profit suite aux durées de réparation non nulles

Dans cette section, nous examinons le cas de pannes de machines et de leurs réparations ultérieures qui entraînent une perte de production et peut-être des pertes de ventes au cours des temps d'arrêt. La fiabilité de la production dépend des stratégies de maintenance. En d'autres termes, la qualité des actions de maintenance correctives et préventives est essentielle pour améliorer la disponibilité du système. Nous traitons l'évaluation du risque de perte de profit en considérant des durées de maintenance corrective non nulles. Nous supposons que les actions de réparation nécessitent des durées non nulles afin d'être effectuées. Cet événement indésirable se produit après l'optimisation de la planification de la production et de la maintenance.

Nous considérons l'équation mathématique (2.7) $\phi(U,N)$ qui vise à déterminer le nombre moyen de pannes durant l'horizon de travail *H*. Nous considérons *B* comme le temps d'arrêt total de la machine sur tout l'horizon suite aux pannes aléatoires. Nous notons par ailleurs que pour chaque panne, nous avons besoin de *b* unités de temps pour réparer la machine.

Donc nous avons :

$$B = \phi(U,N).b \tag{2.14}$$

Ainsi, nous supposons que les temps d'arrêts dus à la réparation des pannes durant l'horizon *H* sont répartis d'une façon uniforme sur toutes les périodes *k*. Donc, afin de déterminer le pourcentage d'imputation d'arrêt pour chaque période, nous avons :

$$I(k) = \frac{B}{H} \tag{2.15}$$

La quantité de production imputée de $I(k)$ est alors :

$$U'(k) = U^*(k) \times (1 - I(k)) \tag{2.16}$$

Ainsi, la quantité de production pendant (*H-B*) est égale à :

$$C = \sum_k U'(k) \tag{2.17}$$

Par conséquent, la perte de production est :

$$D = \sum_{k=0}^{H-1} U^*(k) - C \tag{2.18}$$

Dans ce cas, nous pouvons exprimer le risque de perte de production par l'équation suivante :

$$LPR_{PM} = \frac{D}{\sum_{k=1}^{H-1} U^*(k)} \tag{2.19}$$

4.4. Analyse comparative du risque de perte de profit en tenant comptes des différents résultats des méthodes d'optimisation étudiées

Les tableaux ci-dessous présentent les résultats des différents modèles analytiques présentés dans la partie précédente. A l'aide de l'exemple numérique et des différents algorithmes présentés dans la section 2.2, nous essayons de calculer les risques de pertes de profit liés aux événements décrits ci-dessus. Pour calculer la quantité de produits renvoyée, nous prenons *a*=

1. Δt et g = 4 um/produit. La distribution de probabilité de ρ est présentée dans le tableau ci-dessous.

k	0	1	2	3	4	5	6	7	8
ρ_k	0.51	0.47	0.67	0.021	0.996	0.039	0.456	0.722	0.41

k	9	10	11	12	13	14	15	16	17
ρ_k	0.271	0.259	0.045	0.562	0.50	0.31	0.129	0.064	0.33

k	18	19	20	21	22	23
ρ_k	0.086	0.352	0.873	0.082	0.432	0.075

Tableau 2.8 : La distribution de probabilité ρ durant l'horizon fini

Par conséquent, la quantité de produits retournés est R_p = 118 produits. Ainsi, L = 472 *mu*.

Méthode	Nelder–Mead	DE	SA	Recherche aléatoire
G	1040	1388	1368	956
LPR_{RP}	45,38%	34%	34,5%	50,6%

Tableau 2.9 : Tableau comparatif pour les résultats de pertes de profit en utilisant les différents algorithmes pour les produits retournés

Pour le risque de perte de profit suite aux durées de réparation de pannes, nous prenons comme période de réparation unitaire b= 0.3 unité de temps.

Méthodes	Nelder-Mead	DE	SA	Recherche aléatoire
$\sum_k U(k)$	240	327	322	219
$\sum_k U'(k)$	228,56	311,354	306,58	208,551
LPR_{PM}	4,766%	4,784%	4,788%	4,771%

Tableau 2.10 : Tableau comparatif pour les résultats de pertes de profit en utilisant les différents algorithmes liés aux durées de réparation non nulles.

L'objectif du calcul du risque de perte de profit de certaines incertitudes est d'évaluer le risque financier et leur impact sur la planification du système, afin d'aider les décideurs à prendre en compte les facteurs de risque qui ont une grande influence sur la perturbation du système. Dans notre étude de cas, le risque d'avoir retourné des produits LPR_{RP} à chaque période est élevé (plus ce que 34%) en utilisant les différents méthodes présentés ci-dessus (tableau 2.9) ; ce qui signifie que pour chaque période, il générera une perte importante par rapport au gain. Cela amène les décideurs à trouver une solution pour réduire ces retours ou pour incorporer cette incertitude dans la planification de la production. De plus, la méthode DE représente le pourcentage le moins élevé par rapport aux autres méthodes.

Pour le risque de pertes dues aux durées de réparation, nous prenons une période non négligeable pour la réparation d'une panne de la machine de production. Nous déterminons que si nous prenons en considération une période de réparation, le LPR_{PM} se situe entre 4,766% et 4,788% pour notre exemple (tableau 2.10). Ce résultat montre qu'il y aura un pourcentage de risque de perte de quantité de production pendant l'horizon de travail. L'influence de ces pourcentages varie d'un décideur à l'autre, certains trouvent que cette perte est importante par rapport au gain qu'ils apportent pour trouver des solutions réduisant ces risques. Cela montre que la méthode d'optimisation utilisée n'influe pas sur le résultat dans le cadre de l'analyse de risque pour le deuxième événement non désirable.

Par conséquent, les décideurs tentent toujours d'étudier l'efficacité de leurs stratégies adoptées et veulent savoir si leurs décisions entraînent des pertes de profit. Les entreprises cherchent à générer plus de profit sans avoir à regretter leur décision. Dans ce contexte, ce travail peut servir d'aide à la décision pour quantifier la perte de profit suite aux décisions prises. De plus, dans la vie réelle, les décideurs ont besoin d'impliquer des modèles quantitatifs dans leurs stratégies de travail. Chaque entreprise dispose d'un système qui les aide à faire des prévisions avant le processus de fabrication. Les modèles proposés peuvent être intégrés aux systèmes utilisés en tenant compte de l'impact des algorithmes utilisés.

5. Conclusion

Afin de résoudre des objectifs souvent contradictoires de fiabilité du système et de maximisation du profit, une organisation doit établir des directives de maintenance appropriées prenant en compte les coûts associés aux activités de production et aux défaillances de l'équipement, ainsi que les coûts dus à la perte de production suite aux pannes de la machine. Ce chapitre propose un ensemble d'outils mathématiques permettant d'évaluer la prise de décision dans un environnement aléatoire et risqué et de guider les décideurs dans leur choix. Il est donc important d'avoir des approches et des outils pour aider les responsables à prendre des décisions judicieuses et efficaces face à ce type d'incertitude.

Le problème conjoint de production et de maintenance présenté a été étudié par Hajej et al (2011). Dans les travaux précédemment réalisés, le risque de pertes de profit dû à des événements indésirables comme la prise en compte des durées de réparation des pannes et la

considération des quantités de produits retournés après la vente, n'est pas traité. Dans ce contexte, l'approche proposée vise à analyser le risque de perte de profit suite à une stratégie adoptée dans le système de fabrication dans un environnement aléatoire.

Le premier objectif dans ce chapitre est de trouver les plans de production et de maintenance optimaux avec différents algorithmes d'optimisation afin de trouver l'algorithme le plus approprié à notre problème. En se basant sur les résultats de chaque méthode, le deuxième objectif de cette étude est de proposer des modèles analytiques qui évaluent le risque de perte de profit pour certaines stratégies de travail en utilisant les plans optimaux de production et de maintenance trouvés. L'objectif est d'évaluer l'impact des résultats en utilisant différentes méthodes d'optimisation sur le calcul de risque de perte de profit pour les deux cas présentés dans ce chapitre. Le premier cas étudié tient compte des durées de réparation des pannes. Le deuxième cas étudié le risque de produit retourné dans des périodes de production aléatoires. Les exemples numériques mis en œuvre montrent que le risque de perte de profit diffère d'une utilisation d'algorithme à l'autre. Cela montre que l'utilisation d'un algorithme peut influencer le profit et entraîner des pertes de profit.

Dans le chapitre suivant, nous étudierons l'impact des décisions prises par les décideurs sur l'optimisation planification des systèmes d'assemblage sous différentes incertitudes.

Chapitre 3 : Optimisation de la planification d'un système d'assemblage à deux niveaux et évaluation de risque suite aux pannes de la machine

1. Introduction

Dans ce chapitre, nous nous intéresserons à la gestion des systèmes de production spéciaux : les systèmes d'assemblage. Les lignes d'assemblage sont des systèmes de production de lignes spéciaux. Ces systèmes de production ont une grande importance dans la production industrielle de produits standardisés de grandes quantités. Les chaînes d'assemblage ont évolué de façon significative dans la production à faible volume de produits personnalisés. Les processus d'assemblage et d'approvisionnement peuvent devenir très complexes. La complexité des systèmes d'assemblage peut entraîner des erreurs humaines et affecter les performances du système. Cela affecte également la politique de configuration de la chaîne logistique et de contrôle des stocks (Weigert et al, (2011), Perkgoz et al, (2007)). Dans ce contexte, nous traiterons l'optimisation de la planification du système d'assemblage à deux niveaux (Guiras et al (2018b)). Nous développerons un modèle mathématique qui vise à optimiser la planification d'un système d'assemblage à deux niveaux sous les contraintes suivantes : délais d'approvisionnements et pannes de machine stochastiques.
Le système proposé est basé sur le travail de Ben-Ammar et al (2014), qui a considéré l'incertitude seulement au niveau des délais d'approvisionnement. Nous visons à prendre en considération l'incertitude des pannes de la machine d'assemblage afin de proposer une technique permettant de faire face à ces pannes. Par la suite, nous introduisons l'évaluation du risque de pertes de profit dû aux périodes de réparations de ces pannes aléatoires.
Nous décrirons tout d'abord notre système. Nous présenterons par la suite le modèle mathématique proposé qui a pour objectif de déterminer le vecteur optimal des dates de lancement d'ordres aux fournisseurs des composants de niveau 2, tout en minimisant les coûts de stockages des différents composants (stock de composants aux niveaux 1 et 2 et stock de produit fini) ainsi que le coût de rupture de produit fini. En nous basant sur les dates trouvées, nous proposerons un modèle analytique qui vise à trouver le plan optimal de maintenance préventif. Ensuite, nous nous intéresserons à l'évaluation de risque suite à l'impact des pannes machine sur les délais de livraison du produit fini. Pour finir, un exemple illustratif sera présenté pour prouver l'efficacité des modèles proposés.

2. Description du problème

Le système étudié est composé d'une seule machine d'assemblage, de stocks des composants aux niveaux 1 et 2 et du stock de produit fini (voir figure 3.1). On suppose que la machine effectue toutes les opérations d'assemblage. Toutefois, elle est sujette à des pannes aléatoires. Dans ce cadre, nous développerons un modèle mathématique qui vise à trouver les dates

optimales de lancement d'ordres aux fournisseurs, tout en minimisant les coûts de stockages des différents composants aux différents niveaux. En nous basant sur les dates optimales trouvées, un plan d'assemblage sera mis en place. Ce plan permet à implémenter un plan de maintenance préventif afin de réduire la fréquence des pannes. Dans le but d'évaluer les coûts de maintenance, des actions de maintenance préventive sont parfaitement effectuées pour restaurer la machine à l'état « comme neuf », une réparation minimale étant considérée en cas de panne. Le modèle minimise le coût total, qui correspond à la somme des coûts de stockage des composants aux niveaux 1 et 2, du coût de stockage ou de rupture du produit fini et des coûts liés à la maintenance.

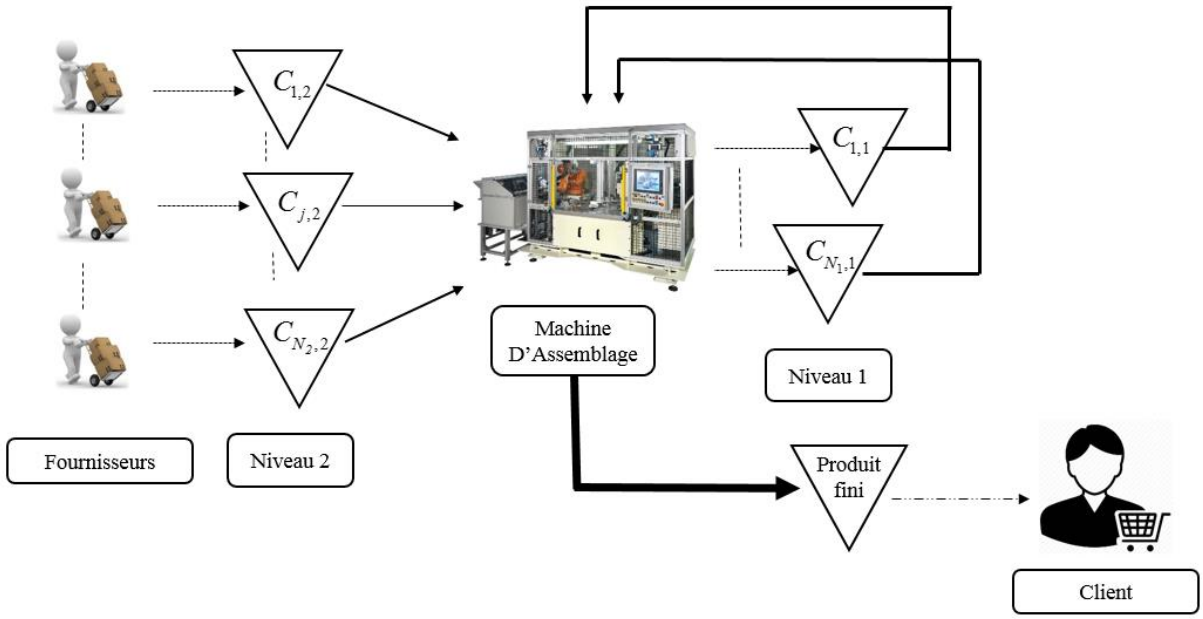

Figure 3.1: Description du système

2.1. Notations

Nous commençons par définir les paramètres et les variables de décisions pour décrire le système proposé.

- ✓ **Paramètres**

Les notations suivantes utilisées dans cette partie sont définies comme suit :

H	nombre de périodes d'assemblage dans l'horizon de planification.
Δt	durée d'une période.
T_{PF}	date de livraison du produit fini.
D	demande du produit fini.
N_1	nombre de composants au niveau 1.
N_2	nombre de composants au niveau 2.

$C_{i,1}$ composant *i* au niveau 1, $i \in \{I...N_1\}$.

$C_{j,2}$ composant *j* au niveau 2, $j \in \{I...N_2\}$.

$S_{i,1}$ l'ensemble des composants $C_{j,2}$ nécessaires à l'assemblage d'un seul composant $C_{i,1}$.

$L_{i,1}$ délai d'approvisionnement aléatoire du composant $C_{i,1}$.

$L_{j,2}$ délai d'approvisionnement aléatoire du composant $C_{j,2}$.

$I_{i,1}$ la date d'assemblage du produit $C_{i,1}$.

I_{PF} la date d'assemblage du produit fini.

$h_{i,1}$ coût unitaire de stockage d'un composant $C_{i,1}$ par unité de temps.

$h_{j,2}$ coût unitaire de stockage d'un composant $C_{i,2}$ par unité de temps.

b coût unitaire de rupture du produit fini par unité de temps.

r coût unitaire de stockage du produit fini par unité de temps.

T période entre deux actions de maintenance préventives.

$\phi(A, N(X))$ nombre moyen de pannes durant l'horizon fini *H*.

$\lambda(t)$ taux de défaillances de la machine d'assemblage à l'instant *t*.

$\lambda_n(t)$ taux de défaillances nominal correspond au niveau de sollicitation maximal de la machine.

$C_M(N(X))$ coût total de maintenance.

C_c coût de chaque action de maintenance corrective.

C_p coût de chaque action de maintenance préventive $(C_p << C_c)$.

$A_{i,1}$ période d'assemblage du composant $C_{i,1}$.

A_{PF} période d'assemblage du produit fini.

$u(k)$ niveau de sollicitation de la machine à la période *k*, $(k = 1,.....,H)$.

U niveau maximal de sollicitation de la machine.

- ✓ **Variables de décisions :**

$X_{j,2}$ date de lancement d'ordre au fournisseur pour chaque composant $C_{j,2}$ avec

$$T_{PF} - max(L_{i,1} + L_{j,2}) - \sum_{i=1}^{N_1} A_{i,1} - A_{PF} \leq X_{j,2} \leq T_{PF} - min(L_{i,1} + L_{j,2}) - \sum_{i=1}^{N_1} A_{i,1} - A_{PF} .$$

N nombre des actions de maintenance préventive durant l'horizon fini *H*.

2.2. Présentation du système

Nous considérons la planification d'assemblage d'un produit fini à deux niveaux (voir figure 3.1). Ce produit est constitué de produits semi-finis de niveau 1($C_{i,1}$). Ces derniers sont aussi assemblés à partir de composants de niveau 2 ($C_{j,2}$). La date de livraison du produit fini (T_{PF}) est déterministe et connue (voir figure 3.2). En se basant sur cette date de livraison, les commandes des composants de niveau 2 sont lancées. Chaque composant $C_{j,2}$ est livré avec un délai d'approvisionnement $L_{j,2}$ (voir figure 3.2). Ce délai est une variable aléatoire qui suit une loi de probabilité. A la réception des commandes, chaque composant $C_{j,2}$ est stocké jusqu'à ce que tous les composants de l'ensemble $S_{i,1}$ nécessaires à l'assemblage d'un produit semi-fini $C_{i,1}$ soient arrivés. Le coût de stockage de chaque composant est pris en compte dans la fonction objective. Après chaque assemblage d'un ensemble de composants de niveaux 2, un produit semi-fini $C_{i,1}$ est construit et prêt à être acheminé avec un délai d'approvisionnement $L_{i,1}$. Pareillement, les composants de niveau 1 sont stockés jusqu'à ce que tous les composants soient prêts à l'assemblage final. Les coûts de stockages de ces derniers sont pris en compte dans la fonction objective. Si le produit fini est prêt à être livré avant le délai prévu, il sera stocké jusqu'à la date de livraison prévue. Dans le cas contraire, si le produit est assemblé après la date de livraison prévue, un coût est pris en compte pour le retard et pour le stockage, si nécessaire. Une durée d'assemblage $A_{i,1}$ est nécessaire pour chaque composant de niveau 1 $C_{i,1}$ et une durée d'assemblage A_{PF} pour l'assemblage de produit fini (voir figure 3.2).

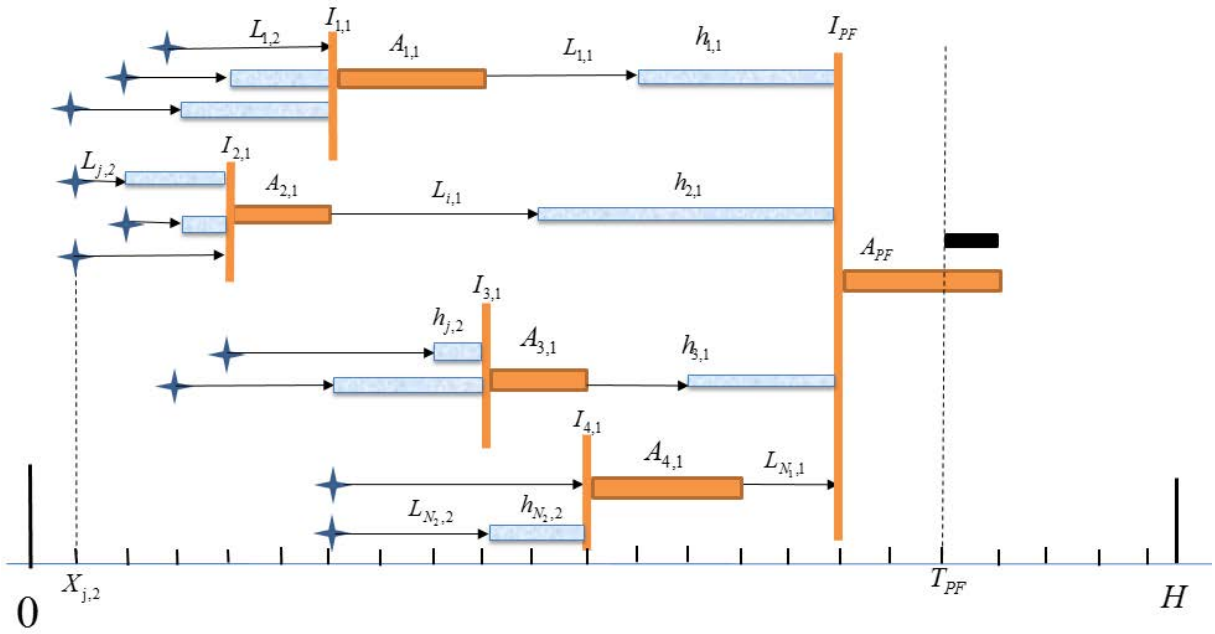

Figure 3.2 : Description d'un exemple d'un système d'assemblage à deux niveaux

Les hypothèses décrites ci-dessous sont prises en compte dans notre étude :

(1) Afin de réduire la complexité du système, la demande du produit fini est fixée à D =1 ; nous étudierons l'assemblage d'un seul produit fini (voir figure 3.1).
(2) Nous supposons le cas d'un seul type de produit final.
(3) Chaque composant de niveau 2 participe à l'assemblage d'un composant unique de niveau 1. (voir figure 3.2).
(4) La capacité d'assemblage est infinie.
(5) Nous supposons que chaque action de maintenance préventive est parfaitement effectuée et restaure la machine à l'état comme neuf «as good as new» et que chaque action de maintenance corrective restaure la machine à l'état juste avant la panne « as bad as old».
(6) Nous supposons que pour avoir un système à l'état neuf après une action de maintenance préventive, l'action nécessite simplement un changement de pièces de rechange qui ne sont pas coûteuses ou un simple ajustement.
(7) Nous supposons que les durées de maintenance correctives et préventives sont négligeables.
(8) Pour réduire la complexité du système, nous supposons que les différents types de pannes rencontrés nécessitent le même coût de maintenance corrective.
(9) Le niveau maximum de sollicitation de la machine (U) est constant et connu.
(10) Les coûts de stockage des composants des niveaux 1 et 2, le coût de stockage du produit fini, le coût de retard, le coût des actions de maintenance sont constants et connus.

L'hypothèse (1) concerne la demande, afin de réduire la complexité du modèle, nous fixons la demande de produit fini à D = 1. La quantité du produit fini n'a aucune influence sur l'objectif de notre travail. En fait, nous visons à optimiser les coûts en optimisant les dates et non les quantités. L'hypothèse (2) concerne le type de produit fini, nous nous intéressons à l'étude d'un seul type de produit. En fait, le travail de ce chapitre est basé sur les travaux de Ben-Ammar et al (2014). Par conséquent, les hypothèses mises en place dans les travaux précédents sont adoptées dans notre travail. L'hypothèse (3) concerne le processus d'assemblage, autrement dit la manière d'assembler les composants de niveau 2 pour construire les produits semi-finis de niveau 1. Parmi les hypothèses retenues dans les travaux précédents, nous relevons également l'hypothèse (4). Pour l'hypothèse (5), concernant le modèle de maintenance, nous supposons que chaque action de maintenance préventive est parfaitement effectuée et restaure la machine à l'état comme neuf «As Good As New» et que chaque action de maintenance corrective restaure la machine à l'état juste avant la panne « As Bas As Old». En règle générale, la maintenance préventive est effectuée après une période donnée pour améliorer la fiabilité du système et éviter les pannes dues à la dégradation de l'équipement, cette dernière étant influencée, dans notre système par le taux de sollicitation de l'action d'assemblage sur la machine. Dans ce cas, nous avons décidé d'effectuer une réparation minimale à chaque panne, ce qui n'affecte pas l'état du système entre deux actions de maintenance préventive. D'autre part, à chaque période, nous effectuons une maintenance préventive qui permettra d'accroître la fiabilité de la machine et de la restaurer comme neuve. Pour l'hypothèse (6), comme décrit précédemment, les actions de maintenance préventive sont parfaitement réalisées. Il est incohérent de remplacer l'ensemble du système d'assemblage par un nouveau système à chaque action de maintenance préventive. Par conséquent, dans notre cas, chaque action de

maintenance préventive nécessite un remplacement de pièces qui ne sont pas assez chères et qui permettent de transformer le système en système neuf (joints, courroie de distribution, etc.) ou un réglage, tel que nettoyage, vidange d'huile, etc. Pour l'hypothèse (7), en théorie de la maintenance, certains chercheurs ont considéré la période de maintenance (Rezg et al 2008, Chelbi et al 2008, etc.) et ceux qui ne l'ont pas considérée (Hajej et al 2011, 2017, etc.). Généralement, dans les entreprises de fabrication, les périodes de production durent des semaines, voire des mois. Alors que, pendant ces périodes, les actions de maintenance peuvent durer une heure, voire moins. En les comparants aux périodes de production, elles sont négligeables. Dans ce contexte, nous estimons une période de production où nous prenons en compte ces interruptions. Pour l'hypothèse (8), tenir compte des temps de réparation et des différents types de réparation rend notre modèle très compliqué. Par conséquent, nous supposons que toutes les pannes nécessitent le même coût de maintenance corrective. Pour l'hypothèse (9), il est nécessaire de fixer un taux maximal de sollicitation de l'action d'assemblage sur la machine afin d'évaluer la dégradation de la machine. Finalement, dans l'hypothèse (10), nous supposons que les différents coûts dans le système sont constants et reconnus, ce qui est évident car les coûts sont pris en considération afin de prouver l'efficacité du modèle proposé à travers les exemples numériques.

3. Planification du système d'assemblage à deux niveaux en tenant compte d'une stratégie de maintenance :

Nous définissons un modèle mathématique qui optimise les dates de lancement d'ordres aux fournisseurs des composants au niveau 2, ainsi que le nombre optimal d'actions de maintenance préventive N^*. La fonction de coût comprend les coûts de stocks des composants de niveau 1 et 2, le coût de stock et de rupture du produit fini et les coûts de maintenance. Lors de la mise en œuvre de la politique de maintenance préventive, nous devons prendre en compte l'efficacité des actions de maintenance afin d'évaluer et d'optimiser la disponibilité du système. Le choix de mettre en œuvre une politique de maintenance a pour objectif non seulement de trouver le plan de maintenance optimal, mais aussi d'analyser comment l'efficacité de la maintenance préventive et corrective affecte la disponibilité du système de fabrication (Samet, 2010).

Nous supposons que la machine d'assemblage est soumise à des pannes aléatoires. Le taux de défaillance suit une distribution de probabilité de Weibull. En effet, La distribution de Weibull est souvent utilisée dans le domaine de l'analyse de la durée de vie des équipements. Une réparation minimale est effectuée à la panne. L'action de maintenance corrective rétablit l'état de fonctionnement du système juste avant la panne. La maintenance préventive est utilisée dans le but de réduire les risques de pannes imprévues de la machine pendant la période d'assemblage. Nous désignons par C_p le coût de chaque action de maintenance préventive et C_c le coût d'une action de maintenance corrective.

Pour simplifier le modèle d'écriture, les expressions suivantes sont définies dans le modèle mathématique :

- La date d'assemblage $I_{i,1}$ de chaque composant $C_{i,1}$ est déclenchée à l'arrivée du dernier composant appartenant à l'ensemble des composants $S_{i,1}$ nécessaire à

l'assemblage du produit semi-fini $C_{i,1}$. En effet, si la machine est occupée à la période d'arrivée de tous les composants par l'assemblage d'un autre composant, tous les composants de l'ensemble $S_{i,1}$ sont stockés jusqu'à ce que la machine soit libérée. Cette date est définie par cette expression :

$$I_{i,1} = \max_{C_{j,2} \in S_{i,1}} (L_{j,2} + X_{j,2}) + stock(i,1) \tag{3.1}$$

Avec :

$stock(i,1)$ est calculé comme suit :

On suppose que $z_k = 1$: si la machine est occupée dans $[k.\Delta t ; (k+1).\Delta t]$.

$z_k = 0$: si la machine est libre dans $[k.\Delta t ; (k+1).\Delta t]$.

Donc,

```
1: stock(i,1) = 0;
2: Δt = 1;
3: k = max(L_{j,2} + X_{j,2});
4: tantque (z_k = 1) faire
5:    stock(i,1) = stock(i,1) + Δt;
6:    k++ ;
7: fin tantque
8: fin.
```

- I_{PF} est la date d'assemblage du produit fini : L'assemblage du produit fini est lancé à l'arrivée du dernier composant du niveau 1 :

$$I_{PF} = \max_{i=1..N_1} (I_{i,1} + A_{i,1} + L_{i,1}) \tag{3.2}$$

- Nous notons par $(I_{PF} + A_{PF})^+$ le maximum entre la fin de l'assemblage du produit fini et le délai prévu de livraison :

$$(I_{PF} + A_{PF})^+ = max(I_{PF} + A_{PF}, T_{PF}) \tag{3.3}$$

- Nous notons par $(I_{PF} + A_{PF})^-$ le minimum entre la fin de l'assemblage du produit fini et le délai prévu de livraison :

$$(I_{PF} + A_{PF})^- = min(I_{PF} + A_{PF}, T_{PF}) \tag{3.4}$$

La fonction objective comprend :

- Le coût de stockage au niveau 2 est constitué par les coûts de stockages des composants au niveau 2 qui attendent l'arrivée des autres composants pour commencer l'assemblage ou la libération de la machine si elle est occupée. Ainsi, la période de stockage de chaque composant $C_{j,2}$ est $I_{i,1} - (L_{j,2} + X_{j,2})$, donc :

$$C_{sc2} = \sum_{i=1}^{N_1} (\sum_{C_{j,2} \in S_{i,1}} h_{j,2} \times (I_{i,1} - (L_{j,2} + X_{j,2}))) \tag{3.5}$$

- Le coût de stockage au niveau 1 consiste en un stockage des composants de niveau 1 qui attendent l'arrivée des autres composants pour commencer l'assemblage du produit fini. Ainsi, la période de stock de chaque composant $C_{i,1}$ est $I_{PF} - (I_{i,1} + L_{i,1} + A_{i,1}))$, donc le coût est :

$$C_{sc1} = \sum_{i=1}^{N_1} (h_{i,1} \times (I_{PF} - (I_{i,1} + L_{i,1} + A_{i,1}))) \tag{3.6}$$

- Le coût de rupture du produit fini : si l'assemblage du produit fini se termine après la date d'échéance prévue. Ainsi, la période de retard est $(I_{PF} + A_{PF})^+ - T_{PF}$, donc :

$$C_{bPF} = b \times ((I_{PF} + A_{PF})^+ - T_{PF}) \tag{3.7}$$

- Le coût de stockage pour le produit fini : si l'assemblage du produit fini se termine avant la date d'échéance prévue. Ainsi, la période pendant laquelle le produit fini passe dans le stock avant la livraison est $T_{PF} - (I_{PF} + A_{PF})^-$, donc :

$$C_{rPF} = r \times (T_{PF} - (I_{PF} + A_{PF})^-) \tag{3.8}$$

De ce fait, le coût total qui est composé du coût des stocks pour les composants des niveaux 1 et 2, du coût de rupture et de stockage du produit fini et des coûts de maintenance, est décrit comme suit :

$$\begin{aligned} C(X) &= C_{sc2} + C_{sc1} + C_{bPF} + C_{rPF} + C_M \\ &= \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} I_{PF} - \sum_{i=1}^{N_1} H_i I_{i,1} - \sum_{l=1}^{2} \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,l} L_{i,1} - \sum_{j=1}^{N_2} h_{j,2} X_{j,2} - \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} A_{i,1} + \\ &\quad b \times ((I_{PF} + A_{PF})^+ - T_{PF}) + r \times (T_{PF} - (I_{PF} + A_{PF})^-) \end{aligned} \tag{3.9}$$

Avec:

$$X = (X_{1,2}, ..., X_{j,2}, ..., X_{N_2,2})$$

$$H_i = h_{i,1} - \sum_{C_{j,2} \in S_{i,1}} h_{j,2}, \forall i = 1..N_1 \tag{3.10}$$

L'objectif de notre modèle est de trouver les dates optimales de lancement d'ordres aux fournisseurs $X^* = \{X_{j,2}\}$ ainsi que le nombre optimal d'actions de maintenance préventive *N**

(figure 3.3). Nous implémentons un plan de maintenance préventive dont nous ne tenons pas compte dans la période des actions de maintenance (voir hypothèse (7)). Dans notre travail, nous supposons que des actions de maintenance préventive sont parfaitement appliquées en proposant que les actions de maintenance préventive ne soient pas coûteuses (hypothèse (6)). Les réparations minimales sont réalisées en cas de panne. Le taux de défaillances entre deux opérations de maintenance préventive dépend des tâches d'assemblage. En effet, la machine est sollicitée différemment d'une tâche à une autre. On suppose que chaque action sollicite la machine à un pourcentage par rapport à son plus haut niveau de sollicitation. Lorsqu'on parle de la performance de machine dans un système d'assemblage, on peut prendre comme exemple : couple de serrage, intensité de soudage, etc. Le niveau de sollicitation de la machine dépend du type de l'action d'assemblage. On suppose que le niveau de sollicitation maximale de l'action d'assemblage de la machine est : $U = 2$. Dans notre travail, on a pris un exemple pour comprendre le principe. On prend une machine d'assemblage qui peut assembler au maximum 5 types d'actions d'assemblage :

Ce tableau représente le niveau de sollicitation pour chaque action d'assemblage entre deux types de composants :

Assemblé à	Type 1		Type 2	Type 3	Type 4	Type 5
Type 1	-		0.5	0.5	1	0.5
Type 2	-		-	1	1	1
Type 3	-		-	-	1	1.5
Type 4	-		-	-	-	2
Type 5	-		-	-	-	-

Tableau 3.1 : Exemple de niveau de sollicitation de chaque action d'assemblage pour la machine proposée

L'expression analytique du coût total de maintenance est :

$$C_M(N(X)) = C_p \times (N-1) + C_c \times \phi(A, N(X)) \tag{3.11}$$

Avec $N \in \{1,2,3.....\}$ et $\phi(A, N(X))$ correspond au nombre moyen de pannes durant l'horizon $H.\Delta t.$ Le taux de défaillances $\lambda_k(t)$ est cumulatif au début de chaque intervalle *k* qui dépend du niveau de sollicitation de la machine pour chaque période $u(k)$. Ce taux d'assemblage pour chaque période *k* est déterminé à partir du plan d'assemblage optimal. L'expression du taux de défaillances est comme suit :

$$\lambda_k(t) = \lambda_{k-1}(t) + \Delta\lambda_k(t) \quad \forall t \in [0, \Delta t] \tag{3.12}$$

Avec

$$\Delta\lambda_k(t) = \frac{u(k)}{U}\,\lambda_n(t) \quad \text{, avec} \quad k = 1..H \tag{3.13}$$

Où :

$\lambda_n(t)$ est le taux de défaillances nominale qui correspond au taux de défaillances d'un taux de sollicitation d'actions d'assemblage maximal durant l'horizon *H. Δt*.

Selon le travail de Hajej et al (2011), le nombre moyen de pannes est exprimé comme suit :

$$\phi(A,T) = \sum_{j=0}^{N-1}\left[\sum_{i=In\left(j\times\frac{T}{\Delta t}\right)+1}^{In\left((j+1)\times\frac{T}{\Delta t}\right)}\int_0^{\Delta t}\lambda_i(t) + \int_0^{(j+1)\times T - In\left((j+1)\times\frac{T}{\Delta t}\right)\times\Delta t}\lambda_{In\left((j+1)\times\frac{T}{\Delta t}\right)+1}(t)dt + \int_0^{\left(In\left((j+1)\times\frac{T}{\Delta t}\right)+1\right)\times\Delta t-(j+1)\times T}\frac{u\left(In\left(\frac{(j+1)\times T}{\Delta t}\right)+1\right)}{U}\times\lambda_n(t)dt\right] \tag{3.14}$$

On remplace $\lambda_i(t)$ avec son expression et T avec $\frac{H}{N}$:

$$\phi(A,N(X)) = \sum_{j=0}^{N-1}\left(\begin{array}{l}\left(In\left((j+1)\times\frac{H}{N.\Delta t}\right) - In\left(j\times\frac{H}{N.\Delta t}\right)\right)\times\Delta t\times\lambda_0(t_0) + \\ \sum_{i=In\left(j\times\frac{T}{\Delta t}\right)+1}^{In\left((j+1)\times\frac{T}{\Delta t}\right)}\int_0^{\Delta t}\left(\sum_{l=1}^{i-1}\frac{u(l)}{U}\cdot\lambda_0(\Delta t)\right)dt + \sum_{i=In\left(j\times\frac{T}{\Delta t}\right)+1}^{In\left((j+1)\times\frac{T}{\Delta t}\right)}\int_0^{\Delta t}\frac{u(i)}{U}\cdot\lambda_0(t)\,dt + \\ \int_0^{(j+1)\times T - In\left(\frac{(j+1)\times T}{\Delta t}\right)\times\Delta t}\left(\sum_{l=1}^{In\left(\frac{(j+1)\times T}{\Delta t}\right)}\frac{u(l)}{U}\cdot\lambda_0(\Delta t)\right)dt + \int_0^{(j+1)\times T - In\left(\frac{(j+1)\times T}{\Delta t}\right)\times\Delta t}\frac{u\left(In\left(\frac{(j+1)\times T}{\Delta t}\right)+1\right)}{U}\cdot\lambda_0(t)\,dt \\ + \frac{u\left(In\left(\frac{(j+1)\cdot T}{\Delta t}\right)+1\right)}{U}\times\int_{In\left((j+1)\cdot\frac{T}{\Delta t}\right)\times\Delta t}^{(j+1)T}\lambda_0(t)\,dt\end{array}\right) \tag{3.15}$$

Notre modèle mathématique est basé sur le modèle proposé par Ben-Ammar et al (2014). En effet, le système étudié dans la recherche précédente ne prend pas en compte les périodes d'assemblage. Les opérations d'assemblage se font «juste-à-temps». Cette hypothèse ne nous permet pas d'évaluer le processus de la machine d'assemblage. De plus, l'intégration d'une politique de maintenance vise à trouver le plan optimal de maintenance préventive et à réduire les pannes de la machine. Le tableau ci-dessous montre la différence entre le modèle décrit dans les travaux de Ben-Ammar et al (2014) et le modèle que nous proposons :

	Modèle étudié dans Ben-Ammar et al (2014)	**Modèle proposé dans notre travail**
Période d'assemblage	Les périodes d'assemblage sont négligeables, les opérations d'assemblage se font « juste-à-temps »	$A_{i,1}$ est considéré comme la période d'assemblage pour chaque composant *i* de niveau 1 et A_{PF} est la période d'assemblage du produit fini.
Coûts de stockage des composants de niveau 2	$C_{sc2} = \sum_{i=1}^{N_1}(\sum_{C_{k,2} \in S_{i,1}} h_{k,2} \times (M_{i,1} - (L_{k,2} + X_{k,2})))$ Avec $M_{i,1}$ est la date de début de chaque opération d'assemblage à l'arrivée de tous les composants nécessaires à l'opération	$C_{sc2} = \sum_{i=1}^{N_1}(\sum_{C_{j,2} \in S_{i,1}} h_{j,2} \times (I_{i,1} - (L_{j,2} + X_{j,2})))$ Avec $I_{i,1}$ est la date de début de chaque opération d'assemblage en tenant compte de l'état de la machine, si la machine est occupée par une autre opération d'assemblage, les composants restent en stock jusqu'à libération de la machine.
Coûts de stockage des composants de niveau 1	$C_{sc1} = \sum_{i=1}^{N_1}(h_{i,1} \times (M_{PF} - (I_{i,1} + L_{i,1})))$ Avec M_{PF} est la date d'assemblage du produit fini.	$C_{sc1} = \sum_{i=1}^{N_1}(h_{i,1} \times (I_{PF} - (I_{i,1} + L_{i,1} + A_{i,1})))$ Avec I_{PF} est la date d'assemblage du produit fini. Nous tenons compte des périodes d'assemblage $A_{i,1}$ affectées pour chaque composant $C_{i,1}$.
Coût de rupture du produit fini	$C_{bPF} = b \times (M_{PF}^{+} - T)$ avec M_{PF}^{+} est le maximum entre M_{PF} et T est la date de livraison prévue du produit fini.	$C_{bPF} = b \times ((I_{PF} + A_{PF})^{+} - T_{PF})$ En tenant compte de la période d'assemblage A_{PF} du produit fini.
Coût de stockage du produit fini	$C_{rPF} = r \times (T - M_{PF}^{-})$ avec M_{PF}^{-} est le minimum entre M_{PF} et T.	$C_{rPF} = r \times (T_{PF} - (I_{PF} + A_{PF})^{-})$ En tenant compte de la période d'assemblage du produit fini.

Coût des actions de maintenance	Les actions de maintenance ne sont pas étudiées.	Les coûts des actions de maintenance sont pris en compte durant l'horizon de travail H de la machine d'assemblage. Avec $C_M = C_p \times (N-1) + C_c \times \phi(A, N(X))$

Tableau 3.2 : Différence entre le modèle existant et le modèle proposé

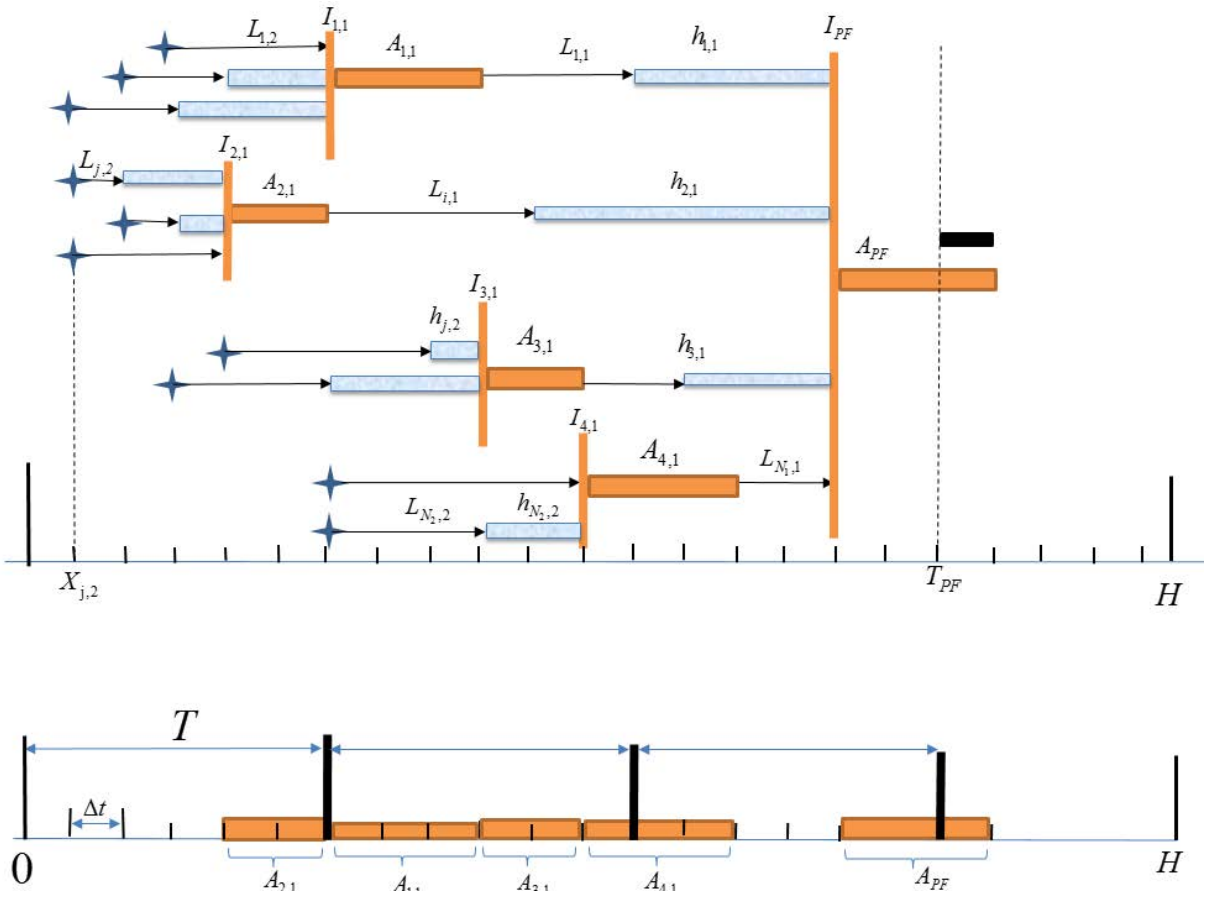

Figure 3.3 : Description d'un exemple de système d'assemblage avec un plan de maintenance

En effet, Les délais d'approvisionnement sont des variables aléatoires. Donc, nous devons déterminer le coût total moyen *EC* [[*X, N*]], qui est donné par (voir figure 3.4) :

$$EC[[X,N]] = \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} E[[I_{PF}]] - \sum_{i=1}^{N_1} H_i E[[I_{i,1}]] - \sum_{l=1}^{2} \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,l} E[[L_{i,l}]] - \sum_{j=1}^{N_2} h_{j,2} X_{j,2} - \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} A_{i,1} +$$
$$b \times (\mathrm{E}[[(I_{PF} + A_{PF})^+]] - T_{PF}) + r \times (T_{PF} - E[[(I_{PF} + A_{PF})^-]])$$

(3.17)

Afin de déterminer le coût total moyen, nous devons calculer les espérances mathématiques suivantes :

$$E[[(I_{PF} + A_{PF})^+]], E[[(I_{PF} + A_{PF})^-]] \text{ and } E[[I_{i,1}]]$$

Avec:

$$(I_{PF} + A_{PF})^+ \in \left[T_{PF} ; \max_{C_{j,2} \in S_{i,1}} (X_{j,2} + max(L_{j,2}) + stock(i,1) + A_{i,1} + max(L_{i,1})) + A_{PF} \right]$$

$$(I_{PF} + A_{PF})^- \in \left[\max_{C_{j,2} \in S_{i,1}} (X_{j,2} + min(L_{j,2}) + stock(i,1) + A_{i,1} + min(L_{i,1})) + A_{PF} ; T_{PF} - 1 \right]$$

$$I_{i,1} \in \left[\max_{C_{j,2} \in S_{i,1}} (X_{j,2}) + min(L_{j,2}) + stock(i,1) ; \max_{C_{j,2} \in S_{i,1}} (X_{j,2}) + max(L_{j,2}) + stock(i,1) \right]$$

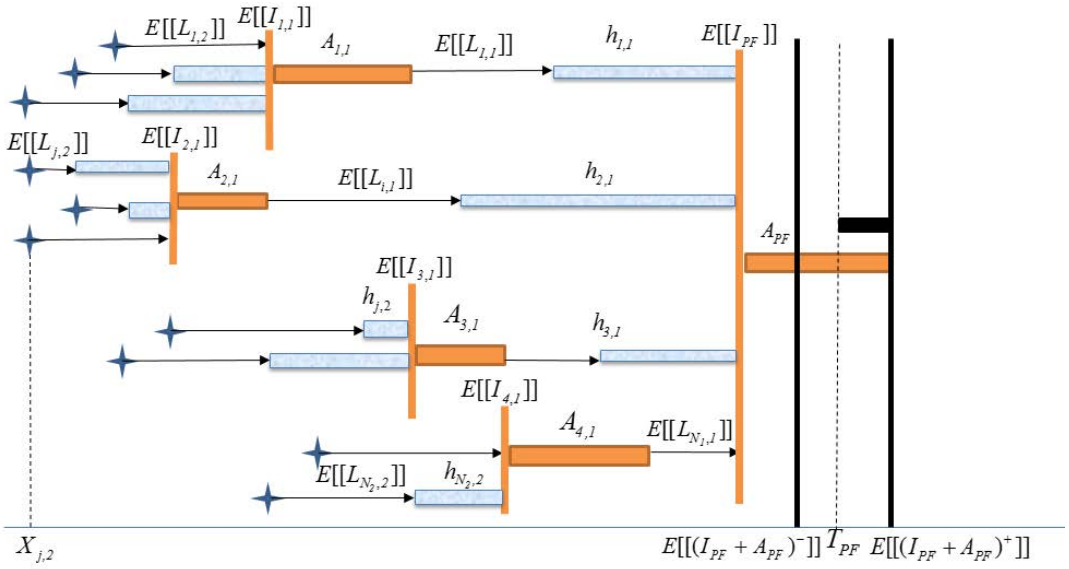

Figure 3.4 : Représentation des espérances mathématiques du coût total

Soit Γ est une variable discrète positive hors zéro, son espérance mathématique s'écrit comme suit :

$$E[[\Gamma]] = \sum_{s \geq 0} s \times Pr[[\Gamma = s]] = \sum_{s \geq 0} \sum_{k=0}^{s-1} Pr[[\Gamma = s]]$$

De plus Γ a des valeurs entières, donc les deux sommes d'égalité ci-dessus peuvent être échangées comme suit :

$$E[[\Gamma]] = \sum_{s\geq 0}\sum_{k=0}^{s-1} Pr[[\Gamma = s]] = \sum_{s\geq 0}\sum_{k>0} Pr[[\Gamma = s]] = \sum_{s\geq 0}(1 - Pr[[\Gamma \leq s]])$$

Nous commençons par calculer $E[[(I_{PF} + A_{PF})^+]]$ et $E[[(I_{PF} + A_{PF})^-]]$ pour déterminer $E[[I_{PF}]]$:

$$E[[(I_{PF} + A_{PF})^+]] = E[[max(I_{PF} + A_{PF}, T_{PF})]]$$
$$= \sum_{s\geq 0} 1 - Pr[[max(I_{PF} + A_{PF}, T_{PF}) \leq s]]$$

$I_{PF} + A_{PF}$ et T_{PF} sont des variables indépendantes, donc :

$$\Rightarrow Pr[[max(I_{PF} + A_{PF}, T_{PF}) \leq s]] = Pr[[I_{PF} + A_{PF} \leq s]] \times Pr[[T_{PF} \leq s]]$$

Ainsi,

$$E[[(I_{PF} + A_{PF})^+]] = \sum_{s\geq 0} 1 - Pr[[I_{PF} \leq s - A_{PF}]] \times Pr[[T_{PF} \leq \mathrm{s}]]$$

T_{PF} est connu et supérieur à 0, alors :

$$\begin{cases} Pr[[T_{PF} \leq s]] = 1 & \forall\, s \geq T_{PF} \\ Pr[[T_{PF} \leq s]] = 0 & \forall\, s \leq T_{PF} \end{cases}$$

$$E[[(I_{PF} + A_{PF})^+]] = \sum_{s\geq 0} 1 - Pr[[I_{PF} \leq s - A_{PF}]] \times Pr[[T_{PF} \leq s]]$$
$$= \sum_{0\leq s\leq T_{PF}} (1 - Pr[[I_{PF} \leq s - A_{PF}]] \times \overbrace{Pr[[T_{PF} \leq s]]}^{0}) +$$
$$\sum_{s\geq T_{PF}} (1 - Pr[[I_{PF} \leq s - A_{PF}]] \times \underbrace{Pr[[T_{PF} \leq s]]}_{1})$$
$$= T_{PF} + \sum_{s\geq T_{PF}} 1 - Pr[[I_{PF} \leq s - A_{PF}]]$$

Sachant que,

$$Pr[[I_{PF} \leq s - A_{PF}]] = Pr[[\max_{i=1..N_1}(I_{i,1} + A_{i,1} + L_{i,1}) \leq s - A_{PF}]]$$
$$= Pr[[\max_{i=1..N_1}(I_{i,1} + A_{i,1} + L_{i,1}) \leq s - A_{PF}]]$$
$$= Pr[[I_{1,1} + A_{1,1} + L_{1,1} \leq s - A_{PF}, ..., I_{i,1} + A_{i,1} + L_{i,1} \leq s - A_{PF}, ..., I_{N_1,1} + A_{N_1,1} + L_{N_1,1} \leq s - A_{PF}]]$$
$$= Pr[[I_{1,1} + L_{1,1} \leq s - A_{PF} - A_{1,1}, ..., I_{i,1} + L_{i,1} \leq s - A_{PF} - A_{i,1}, ..., I_{N_1,1} + L_{N_1,1} \leq s - A_{PF} - A_{N_1,1}]]$$

$\forall i = 1..N_1$, les variables aléatoires $I_{i,1} + L_{i,1}$ sont aussi indépendantes :

$$\sum_{s \geq T_{PF}} 1 - Pr[[I_{PF} + A_{PF} \leq s]] = \sum_{s \geq T_{PF}} (1 - \prod_{i=1}^{N_1} \sum_{\substack{O_1 + O_2 = s - A_{PF} \\ O_1 + O_2 \in \mathbb{Z}}} [Pr[[L_{i,1} = O_1]] \times Pr[[I_{i,1} + A_{i,1} \leq O_2]]])$$

Les variables aléatoires $L_{j,2} + X_{j,2} + stock(i,1)$ sont aussi indépendantes, alors :

$$E[[(I_{PF} + A_{PF})^+]] = T_{PF} + \sum_{s \geq T_{PF}} 1 - Pr[[I_{PF} \leq s - A_{PF}]]$$

$$= T_{PF} + \sum_{s \geq T_{PF}} (1 - \prod_{i=1}^{N_1} \sum_{\substack{O_1 + O_2 = s - A_{PF} \\ O_1 + O_2 \in \mathbb{Z}}} [Pr[[L_{i,1} = O_1]] \times \prod_{C_{j,2} \in S_{i,1}} \mathrm{F}_{j,2}(O_2 - X_{j,2} - stock(i,1) - A_{i,1})]$$

(a)

Pour $E[[(I_{PF} + A_{PF})^-]]$, on a :

$$E[[(I_{PF} + A_{PF})^-]] = E[[min(I_{PF} + A_{PF}, T_{PF})]] = \sum_{s \geq 0} (1 - Pr[[min(I_{PF} + A_{PF}, T_{PF}) \leq s]])$$

$$= \sum_{s \geq 0} (1 - Pr[[-max(-(I_{PF} + A_{PF}), -T_{PF}) \leq s]])$$

$$= \sum_{s \geq 0} (1 - Pr[[max(-(I_{PF} + A_{PF}), -T_{PF}) \geq -s]])$$

$$= \sum_{s \geq 0} Pr[[max(-(I_{PF} + A_{PF}), -T_{PF}) \leq -s - 1]])$$

On a :

$$Pr[[max(-(I_{PF} + A_{PF}), -T_{PF}) \leq -s - 1]]) = Pr[[-(I_{PF} + A_{PF}) \leq -s - 1; -T_{PF} \leq -s - 1]]$$

On a $(I_{PF} + A_{PF})$ et T_{PF} sont indépendantes, alors :

$$Pr[[-(I_{PF} + A_{PF}) \leq -s - 1; -T_{PF} \leq -s - 1]] = Pr[[-(I_{PF} + A_{PF}) \leq -s - 1]] \times Pr[[-T_{PF} \leq -s - 1]]$$

$$E[[(I_{PF} + A_{PF})^-]] = \sum_{s \geq 0} Pr[[-(I_{PF} + A_{PF}) \leq -s - 1]] \times Pr[[-T_{PF} \leq -s - 1]]$$

$$= \sum_{s \geq 0} Pr[[(I_{PF} + A_{PF}) \geq s + 1]] \times Pr[[T_{PF} \geq s + 1]]$$

$$= \sum_{s \geq 0} (1 - Pr[[(I_{PF} + A_{PF}) \leq s]]) \times Pr[[T_{PF} \geq s + 1]]$$

Le délai de livraison T_{PF} est connu et supérieur à 0, alors :

$$\begin{cases} Pr[[T_{PF} \geq s + 1]] = 0, & \forall s \geq T_{PF} \\ Pr[[T_{PF} \geq s + 1]] = 1, & \forall s \leq T_{PF} - 1 \end{cases}$$

Par conséquent,

$$E[[(I_{PF}+A_{PF})^{-}]]=\sum_{0\le s\le T_{PF}-1}(1-Pr[[I_{PF}+A_{PF}\le s]])\times\underbrace{Pr[[T_{PF}\ge s+1]]}_{1}$$

$$+\sum_{s\ge T_{PF}}(1-Pr[[I_{PF}+A_{PF}\le s]])\times\overbrace{Pr[[T_{PF}\ge s+1]]}^{0}$$

$$=\sum_{0\le s\le T_{PF}-1}(1-Pr[[I_{PF}+A_{PF}\le s]])\times 1$$

$$E[[(I_{PF}+A_{PF})^{-}]]=\sum_{0\le s\le T_{PF}-1}(1-Pr[[I_{PF}+A_{PF}\le s]])$$

$$=\sum_{0\le s\le T_{PF}-1}(1-\prod_{i=1}^{N_1}\sum_{\substack{O_1+O_2=s-A_{PF}\\ O_1+O_2\in\mathbb{Z}}}\left[Pr[[L_{i,1}=O_1]]\times\prod_{C_{j,2}\in S_{i,1}}\mathrm{F}_{j,2}(O_2-X_{j,2}-stock(i,1)-A_{i,1})\right]$$

(b)

Pour $E[[I_{PF}]]$, on note que, pour n'importe quelle variable A, on a $A=max(A,T)+min(A,T)-T$, on déduit que :

$$E\,[[I_{PF}+A_{PF}]]=E[[(I_{PF}+A_{PF})^{+}]]+E\,[[(I_{PF}+A_{PF})^{-}]]-T_{PF}$$

$$E[[I_{PF}]]=T_{PF}+\sum_{s\ge T_{PF}}(1-\prod_{i=1}^{N_1}\sum_{\substack{O_1+O_2=s-A_{PF}\\ O_1+O_2\in\mathbb{Z}}}[Pr[[L_{i,1}=\mathrm{O}_1]]\times\prod_{C_{j,2}\in S_{i,1}}\mathrm{F}_{j,2}(\mathrm{O}_2-X_{j,2}-stock(i,1)-A_{i,1})]$$

$$+\sum_{0\le s\le T_{PF}-1}(1-\prod_{i=1}^{N_1}\sum_{\substack{O_1+O_2=s-A_{PF}\\ O_1+O_2\in\mathbb{Z}}}[Pr[[L_{i,1}=\mathrm{O}_1]]\times\prod_{C_{j,2}\in S_{i,1}}\mathrm{F}_{j,2}(\mathrm{O}_2-X_{j,2}-stock(i,1)-A_{i,1})]-T_{PF}$$

$$E[[I_{PF}]]=\sum_{s\ge 0}(1-\prod_{i=1}^{N_1}\sum_{\substack{O_1+O_2=s-A_{PF}-A_{i,1}\\ O_1+O_2\in\mathbb{Z}}}[Pr[[L_{i,1}=\mathrm{O}_1]]\times\prod_{C_{j,2}\in S_{i,1}}\mathrm{F}_{j,2}(\mathrm{O}_2-X_{j,2}-stock(i,1))] \qquad \text{(c)}$$

Pour $E[[I_{i,1}]]$, on a:

$$E[[I_{i,1}]]=\sum_{s\ge 0}(1-\mathrm{Pr}[[I_{i,1}\le s]])$$

$$Pr[[I_{i,1}\le s]]=Pr[[\max_{C_{j,2}\in S_{i,1}}(L_{j,2}+X_{j,2})+stock(i,1)\le s]]=\prod_{C_{j,2}\in S_{i,1}}Pr[[L_{j,2}+X_{j,2}\le s-stock(i,1)]]$$

$$=\prod_{C_{j,2}\in S_{i,1}}\mathrm{F}_{j,2}(-X_{j,2}-stock(i,1)+s)$$

(d)

$$E[[I_{i,1}]]=\sum_{s\ge 0}(1-\prod_{C_{j,2}\in S_{i,1}}\mathrm{F}_{j,2}(-X_{j,2}-stock(i,1)+s))$$

A partir des équations (a), (b), (c) et (d), on a :

$$E[[C(X,L)]] = (r \times T_{PF}) + H \times \sum_{s \geq T_{PF}} (1 - \prod_{i=1}^{N_1} \sum_{\substack{O_1+O_2=s-A_{PF} \\ O_1+O_2 \in \mathbb{Z}}} [Pr[[L_{i,1} = O_1]] \times \prod_{C_{j,2} \in S_{i,1}} \mathrm{F}_{j,2}(O_2 - X_{j,2} - stock(i,1) - A_{i,1})]$$

$$-R \times \sum_{0 \leq s < T_{PF}} (1 - \prod_{i=1}^{N_1} \sum_{\substack{O_1+O_2=s-A_{PF} \\ O_1+O_2 \in \mathbb{Z}}} [Pr[[L_{i,1} = O_1]] \times \prod_{C_{j,2} \in S_{i,1}} \mathrm{F}_{j,2}(O_2 - X_{j,2} - stock(i,1) - A_{i,1})]$$

$$-\sum_{i=1}^{N_1} H_i \sum_{s \geq 0} (1 - \prod_{C_{j,2} \in S_{i,1}} \mathrm{F}_{j,2}(-X_{j,2} - stock(i,1) + s)) - \sum_{l=1}^{2} \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,l} E[[L_{i,l}]]$$

$$-\sum_{j=1}^{N_2} h_{j,2} X_{j,2} - \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} A_{i,1}$$

Avec

$$H = \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} + b$$

Et

$$R = r - \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1}$$

4. Évaluation du risque basé sur la période de maintenance corrective

Dans cette section, nous évaluons le risque lié à la défaillance de la machine, ce qui a un impact sur le délai de livraison du produit fini. L'environnement concurrentiel actuel signifie que l'objectif de toute entreprise est désormais de produire et de livrer en temps voulu à des coûts réduits, tout en respectant les niveaux de services élevés exigés par les clients. Le risque n'est pas nécessairement lié à la survenance d'un événement malheureux; il peut être l'occasion d'en apprendre davantage sur les lacunes de la stratégie suivie par une entreprise évoluant vers ses objectifs, tout en préservant son image de marque, sa qualité de service et, intrinsèquement, tous les aspects sociaux, économiques, techniques, financiers, juridiques, médiatiques, etc. La théorie de la décision propose un ensemble d'outils mathématiques qui facilitent la prise de décision dans un environnement aléatoire et risqué et orientent les décideurs dans leur choix. La majorité des interventions constituent des actions correctives à mettre en œuvre au sein de chaque acteur afin de remédier à certains risques liés aux différents processus (approvisionnement, production, gestion de la demande, livraison et environnement).

Nous définissons les variables suivantes utilisées dans cette partie :

τ_r : durée d'une action de maintenance corrective.

τ_s : période seuil des actions de maintenance corrective.

En effet, nous étudions l'impact des pannes de la machine et de leurs périodes de réparation qui entraîne des retards dans les processus d'assemblage et qui affecte le temps de livraison du produit fini. Nous évitons l'hypothèse (6) définie ci-dessus dans la description du système. De fait, nous traitons l'évaluation du risque de perte de profit (LPR) dû à la période de réparation. Nous déterminons le nombre de pannes du système tout au long de l'horizon de la machine d'assemblage en utilisant l'expression décrite dans la section précédente. Nous supposons que chaque temps de réparation prend τ_r. L'évaluation des risques dans notre étude consiste à calculer la période seuil pour laquelle la somme du temps de réparation pour toutes les pannes ne dépasse pas cette période seuil. D'autre part, dans le cas où le temps de réparation dépasse le délai de livraison, nous devrions calculer le risque de perte de profit (LPR). Inévitablement, tout choix concernant un risque de chaîne d'approvisionnement peut entraîner un autre risque (financier, commercial, etc.). Dans notre cas, nous sommes intéressés par un risque financier, si le nouveau délai est inférieur à la date d'échéance prévue, il y a un gain $(T'_{PF} - T_{PF} \leq 0)$. Sinon, il y a une perte de profit $(T'_{PF} - T_{PF} > 0)$. Avec T'_{PF} est la nouvelle date calculée en tenant compte de la durée des actions de maintenance corrective.

L'adoption de stratégies de quantification des risques permet aux entreprises de déployer les plans d'urgence correspondants en cas de perturbations ; ces entreprises deviendraient moins vulnérables si elles pouvaient réduire leur exposition au risque. Bien qu'il soit difficile de réduire la probabilité de la plupart des perturbations imprévisibles, il existe plusieurs façons de réduire l'impact des perturbations sur les opérations de la chaîne d'approvisionnement afin que ces chaînes d'approvisionnement puissent devenir plus résistantes. Le risque d'évaluation de notre problème dépend du temps de réparation des pannes de la machine d'assemblage.

5. Exemple numérique

Afin de prouver l'efficacité du modèle proposé, nous présentons l'exemple du système d'assemblage avec la nomenclature montrée par la figure ci-dessous :

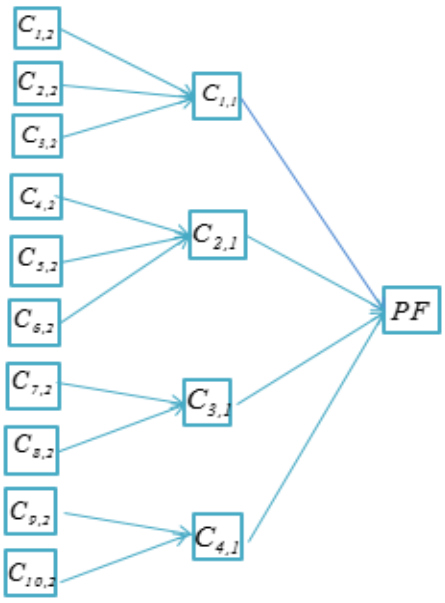

Figure 3.5 : Description de l'exemple de nomenclature

Nous calculons respectivement le vecteur des dates optimales de lancement d'ordre aux fournisseurs. Ensuite, nous déterminons le plan d'assemblage de tous les composants à deux niveaux en fonction de ces dates de commandes optimales. Ensuite, nous calculons le nombre optimal de maintenances préventives N^* où le temps entre deux actions de maintenance préventive est T^* avec $T^* = \frac{H}{N^*}$. Les valeurs données ci-dessous sont utilisées pour le calcul. En effet, concernant les actions de maintenance préventive et corrective, nous supposons respectivement les coûts C_p et C_c pour chaque action. Une distribution de Weibull avec deux paramètres est adoptée pour calculer le nombre moyen de pannes de la machine. En pratique, la distribution de Weibull a été largement utilisée pour décrire le taux de défaillance des systèmes mécanique et électrique grâce à sa flexibilité puisqu'elle permet de représenter approximativement une infinité de lois de probabilité. De plus, la loi de Weibull est considérée la plus populaire pour représenter la fiabilité des systèmes ; elle a été généralement adoptée pour étudier les problèmes de maintenance. En effet, certaines valeurs de paramètres sont inspirées de la théorie de la fiabilité (α, β) qui définit le taux de dégradation croissant de l'état du système. En ce qui concerne les autres paramètres, nous nous sommes basés sur les exemples réalisés dans la littérature (Ben-Ammar (2014)).

- Les tableaux ci-dessous illustrent les différents coûts de stockage des différents composants de niveau 1 et 2.
- $r = 200\,mu,$
- $b = 1000\,mu,$

- $T_{PF} = 23 \times \Delta t,$
- $C_p = 212\, mu,$
- $C_c = 1000\, mu,$
- $\alpha = 2,$
- $\beta = 1000.$

j	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$h_{j,2}$	33	7	1	22	6	2	11	6	6	3

Tableau 3.3 : Le coût de stockage des différents composants au niveau 2

i	1	2	3	4
$h_{i,1}$	55	41	32	12

Tableau 3.4 : Le coût de stockage des différents composants au niveau 1

5.1. Détermination du vecteur optimal des dates de lancement d'ordres des composants au niveau 2

Le problème d'optimisation de la planification des systèmes d'assemblage sollicite beaucoup de chercheurs sous différentes contraintes. Ces derniers ont essayé de résoudre le problème en adoptant et en proposant de nombreuses méthodes de résolution. Le travail de ce chapitre se base sur les travaux de Ben-Ammar et al (2014) qui ont essayé dans un premier temps de résoudre le problème étudié, en utilisant une méthode exacte se basant sur une procédure d'optimisation exacte du type Procédure par Séparation et Évaluation (PSE). En effet, ils ont constaté que cette procédure peut donner des résultats en temps raisonnable avec des instances de petites et moyennes tailles. Dans ce contexte, ils ont proposé une méthode approximative sur la base d'un algorithme génétique (GA) pour résoudre des problèmes de tailles plus importantes. GA repose sur le mécanisme de la sélection naturelle et de l'évolution génétique. Le principe de base de GA a été initialement proposé par Holland, (1975) et Golberg, (1989). Plusieurs chercheurs ont appliqué l'algorithme génétique avec succès. Hnaien et al, (2010) ont adopté le GA pour résoudre le problème de gestion de stock d'un système d'assemblage à deux niveaux avec des délais d'approvisionnement stochastiques ; Ben-Ammar et al (2018) ont utilisé GA avec différentes techniques afin de trouver les dates de lancement optimales d'ordres aux fournisseurs pour un système d'assemblage à deux niveaux. Chauhan et al, (2009) ont adopté l'algorithme de recuit simulé (SA), afin d'optimiser la planification d'un système d'assemblage d'un seul niveau.

Notre principale contribution est de trouver le vecteur optimal des dates de lancement d'ordres aux fournisseurs des composants au niveau 2. Sur la base de ce plan optimal, nous déterminons la planification de l'assemblage des composants afin de calculer le plan de maintenance préventive correspondant. Des heuristiques différentes sont implémentées avec le langage JAVA pour trouver le vecteur optimal. Les métaheuristiques développées sont l'algorithme génétique (GA), le recuit simulé (SA) et la méthode de recherche aléatoire améliorée par le plus proche voisin (RS).

Nous décrivons ci-dessous les différentes étapes des algorithmes adoptés pour notre problème :

- ✓ **Algorithme Génétique (GA) :** (Voir figure 3.6)

Début

//Initialisation de la population initiale aléatoirement de taille 200

Pop_initiale=population_al (200)

// Initialiser l'ensemble des solutions optimal à 0

Ens_Optimal← 0 ;

Pour 1 à 200 **faire**

// Construire l'ensemble des individus parents de taille 30 à partir de la population initiale

Ens_Parents ← Meilleures_Solutions (Pop_initiale, 30)

//Trouver l'ensemble des fils croisés en appliquant la fonction de croisement sur l'ensemble des individus parents

Ens_fils_croisés ←croisement (Ens_Parents)

//Trouver l'ensemble des fils mutés en appliquant la fonction de mutation sur l'ensemble des individus parents

Ens_fils_mutés ←mutation(Ens_Parents)

// Regrouper les trois ensembles dans un seul ensemble

Ens_Combiné ← Ens_Parents ∪ Ens_fils_croisés ∪ Ens_fils_mutés

//Sélectionner la meilleure solution à chaque génération

Meilleure_Solution ← Meilleures_Solutions (Ens_Combiné, 1)

//Ajouter cette solution à l'ensemble des solutions optimales

Ens_Optimal ← Meilleure_Solution

//Reconstruire l'ensemble parents à partir de l'ensemble combiné

Ens_Parents ← Meilleures_Solutions (Ens_Combiné, 30)

Fin Pour

// Trouver la meilleure solution à partir de l'ensemble des solutions optimales trouvées à chaque génération

Solution_Optimale ← Meilleures_Solutions (Ens_Optimal, 30)

// Afficher solution finale

Afficher(Solution_Optimale)

Fin

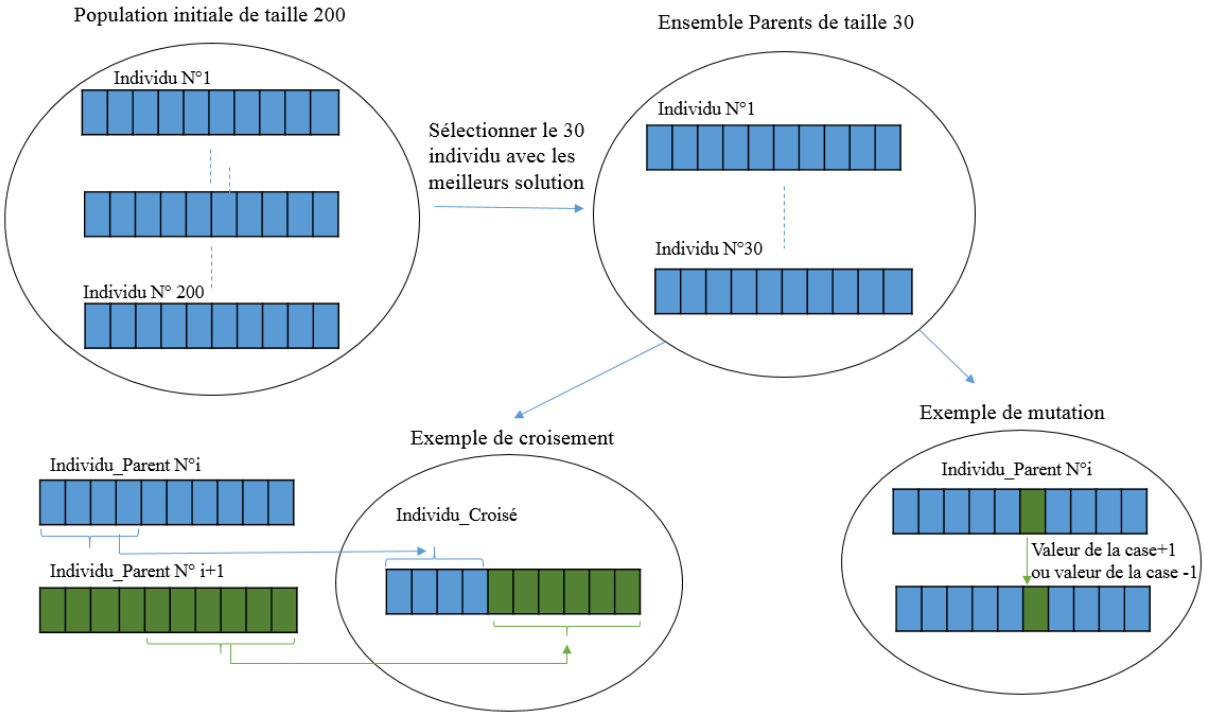

Figure 3.6 : Description des étapes de GA

- ✓ **Algorithme du Recuit Simulé (SA) :** (Voir figure 3.7)

Début

//Initialiser les paramètres de l'algorithme

Temp=10000 ; coolingrate=0,003 ;

//Générer une solution aléatoire de la taille du vecteur des composants cherchés et calcul de son coût

$current_Vector =$ Fonction_random(TailleVec)

$current_Solution$ = Fonction_Cost($current_Vector$)

// Passer par les étapes de l'algorithme jusqu'à trouver une bonne solution

Tant que (Temp>1) **faire**

//Trouver un voisin du vecteur qui correspond à la solution courante

$neighbour_Vector$= Found_Voisin ($current_Vector$)

// Calculer le coût du voisin

$neighbour_Solution$ =Fonction_Cost ($neighbour_Vector$)

// Si la solution voisine est acceptable ou pas

$$a = \frac{current_Solution - neighbour_Solution}{Temp}$$

Si ($neighbour_Solution$ < $current_Solution$) **faire**

$Current_Solution = neighbour_Solution$

C$urrent_Vector$ =$neighbour_Vector$

// Générer un nombre aléatoire entre 0 et 1

Sinon Si (Random_Number < a)

$Current_Solution = neighbour_Solution$

C$urrent_Vector$ =$neighbour_Vector$

Fin Si

//Faire baisser le paramètre Temp

Temp *= 1 - coolingrate ;

Fin Tantque

// Afficher solution finale

Afficher ($Current_Solution$)

Fin

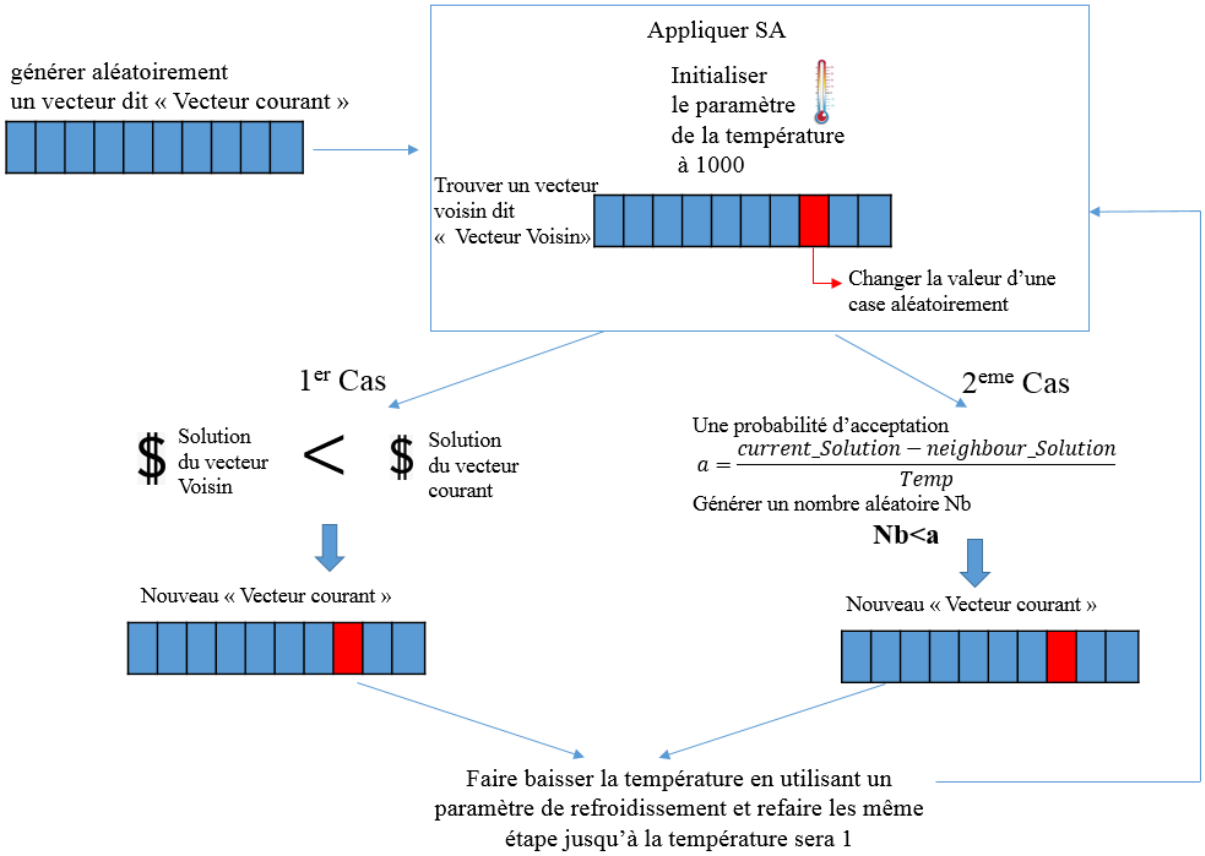

Figure 3.7 : Description des étapes de SA

- ✓ **Algorithme de recherche aléatoire (RS) :** (Voir figure 3.8)

Début

//Générer un grand nombre de solutions possibles

Ens_Solution = Generate_Ens_Solution (Taille)

// Trouver la meilleure solution de cet ensemble

Best_Solution= Funciton_Best_Solution(Ens_Solution)

// Trouver le meilleur voisin de cette solution en parcourant tout le vecteur de la solution trouvé

Best_Neighbour = Function_Best_Neighbour (Best_Solution)

Si (Best_Neighbour<Best_Solution) **faire**

Best_Solution=Best_Neighbour

Fin Si

//Afficher solution finale

Affiche(Best_Soltuion)

Fin

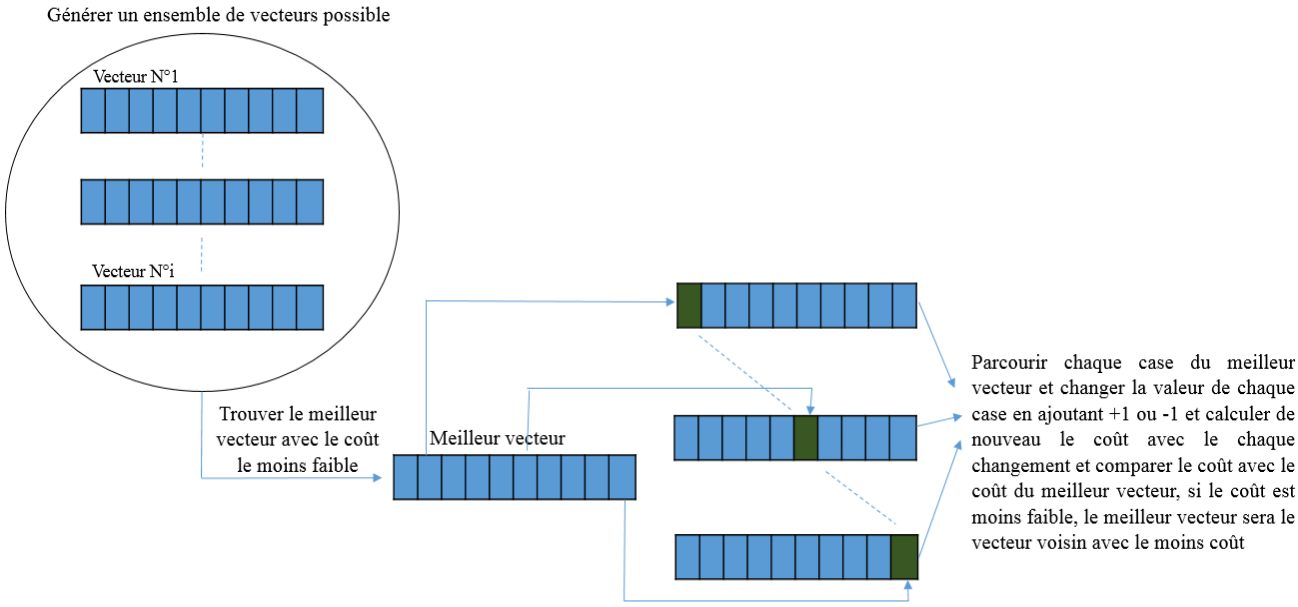

Figure 3.8 : Description de l'algorithme de recherche aléatoire avec le plus proche voisin

En appliquant sur le même exemple les différentes métaheuristiques citées ci-dessus sur le même exemple, l'algorithme génétique nous donne le coût le plus bas (voir tableau 3.5). Selon le vecteur optimal trouvé par GA, nous avons élaboré le plan d'assemblage présenté dans la figure 3.9, où nous décrivons également les différents niveaux de sollicitation de la machine sur une échelle de temps. Le tableau 3.5 montre les différents niveaux de sollicitation de notre machine d'assemblage à chaque période, en fonction des types de composants de niveau 2. Les niveaux de sollicitation de la machine sont affichés sur une échelle de temps.

Composants d'assemblage	Niveaux de sollicitation de la machine
$C_{1,2}$: type 1	1
$C_{2,2}$: type 2	
$C_{3,2}$: type 3	
$C_{4,2}$: type 2	1.5

$C_{5,2}$: type 4	
$C_{6,2}$: type 1	
$C_{7,2}$: type 5	1.5
$C_{8,2}$: type 3	
$C_{9,2}$: type 4	2
$C_{10,2}$:type 5	

Tableau 3.5 : Niveaux de sollicitation de la machine pour chaque période d'assemblage

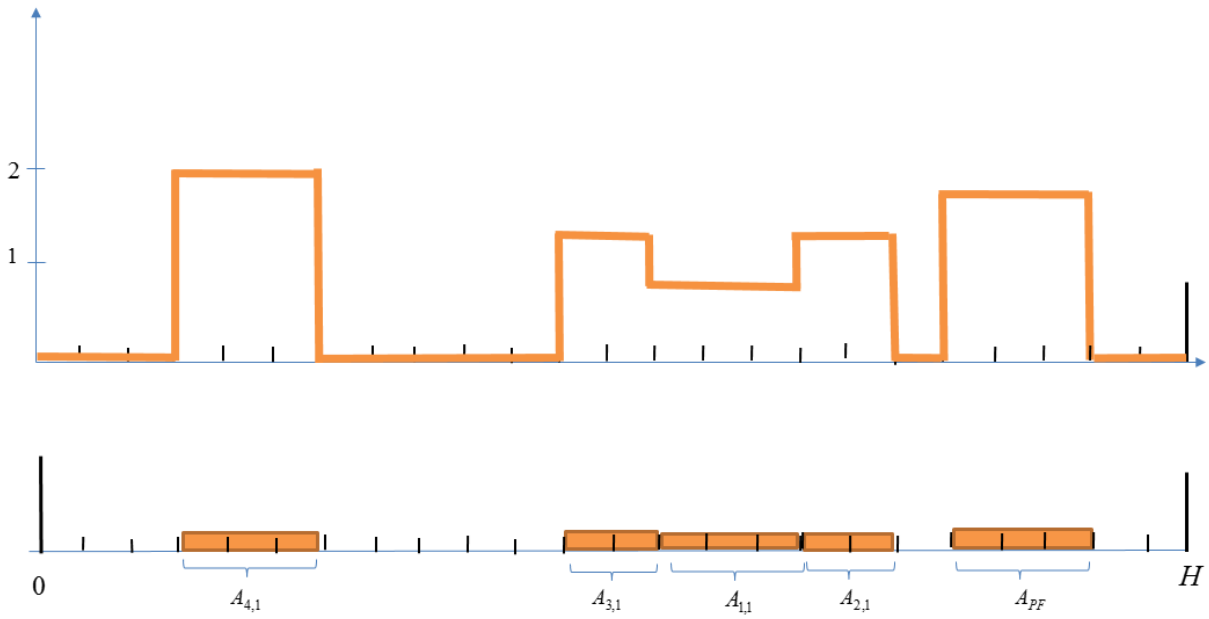

Figure 3.9 : Niveau de sollicitation de la machine depuis la planification des processus d'assemblage

Algorithme	GA	SA	RS
Fonction moyenne du coût	2340.29	3365.38	2376.314
$X^*_{j,2}$	{8,8,7,8,8,8,8,8,0,0}	{8,8,8,8,0,8,8,8,0,8}	{8,4,7,8,8,5,8,8,0,0}

Tableau 3.6 : Présentation des résultats trouvés par les différentes métaheuristiques proposées

5.2. Plan de maintenance optimal

Pour déterminer le plan de maintenance préventif optimal, nous adoptons la stratégie séquentielle. L'objectif de cette stratégie est de planifier l'une des deux activités (dans notre cas, l'activité de maintenance ou d'assemblage) et de l'utiliser comme une contrainte supplémentaire dans la planification de l'une des activités (Benbouzid et al, 2006). Cette méthode séquentielle est bien meilleure que la méthode séparée, mais l'aspect non optimal de cette méthode peut générer des coûts d'indisponibilité supplémentaires pour les pannes imprévues et ne pas éviter le conflit entre les activités de maintenance et d'assemblage. Comme mentionné ci-dessus, notre problématique de maintenance se base sur le travail de Hajej et al (2011). Dans notre recherche, le système proposé est plus compliqué ; nous déterminons d'abord le plan optimal des dates de lancement d'ordres aux fournisseurs des composants au niveau 2 ; ce plan nous aide à trouver la planification des activités d'assemblage du produit fini. En nous basant sur ce plan, nous déterminons les niveaux de sollicitation de la machine pour chaque période d'assemblage pendant l'horizon de travail. Ainsi, pour déterminer le plan de maintenance, nous prenons en compte l'influence de la variation de la sollicitation de la machine sur le système d'assemblage. Comme indiqué dans le tableau 5, nous mentionnons les différents niveaux de sollicitation de la machine à chaque période d'assemblage en fonction des types de composants au niveau 2. Nous déterminons le niveau de sollicitation de la machine durant l'horizon de travail H (figure 3.9) dans le but de le prendre comme contrainte pour déterminer le plan de maintenance préventif. Afin d'étudier l'évolution du coût total de maintenance en termes de variation de N et en utilisant l'expression mathématique, la valeur de N est variée de 1 à H afin de déterminer le coût total optimal de maintenance. On observe que la courbe du coût en fonction du nombre d'actions de maintenance préventive possède une forme convexe (figure 3.10) ; cela montre qu'il existe un minimum global représentant le coût optimal des actions de maintenance. En effet, ce point correspond à $N^* = 3$ avec un coût total de 4674,68 *u.m*, ce qui correspond à = 4,2 pour le nombre moyen de pannes.

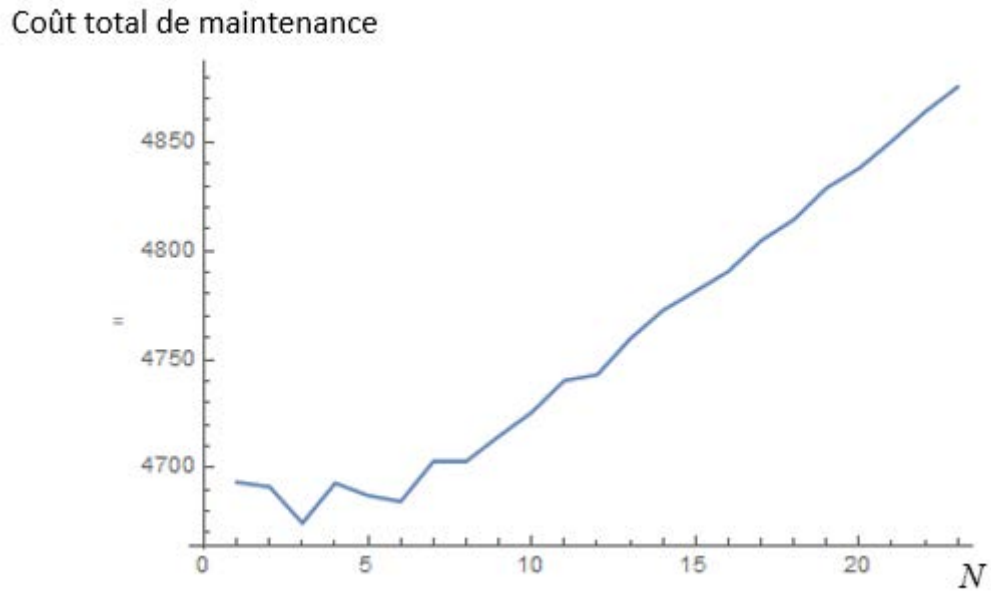

Figure 3.10 : Courbe du coût total de maintenance en fonction du nombre d'actions de maintenance préventive N

5.3. Evaluation du risque de perte de profit :

Dans cette partie, nous déterminons le risque étudié pour notre exemple. Le risque d'évaluation de notre problème dépend de la période de réparation de la machine d'assemblage et du délai prévu. Pour l'évaluation du risque de perte de profit, nous pouvons voir sur la figure 3.11 que le produit fini est prêt à être livré à $T_{PF} - \Delta t$. Dans notre cas, la période seuil de réparation est $\tau_s = 1 \times \Delta t$.

Par conséquent, on peut conclure que chaque panne a besoin d'au plus $\tau_r = \frac{\tau_s}{\phi(A, N(X))} = \frac{1}{4.2} = 0.24 \times \Delta t$ pour être réparée. Ensuite, si les périodes de réparation sont inférieures ou supérieures à la période seuil calculée, nous quantifions la perte ou le gain de profit.

L'évaluation des risques n'en est encore qu'à ses débuts et de nombreuses recherches doivent être menées. L'adoption des stratégies de quantification des risques, permet aux entreprises de déployer les plans d'urgence correspondants en cas de perturbation. Ces entreprises deviendraient moins vulnérables si elles pouvaient réduire leur exposition aux risques. Bien qu'il soit difficile de réduire la probabilité des perturbations les plus imprévisibles, il existe plusieurs manières de réduire l'impact des perturbations sur les opérations de la chaîne logistique afin que ces chaînes d'approvisionnement puissent devenir plus résilientes.

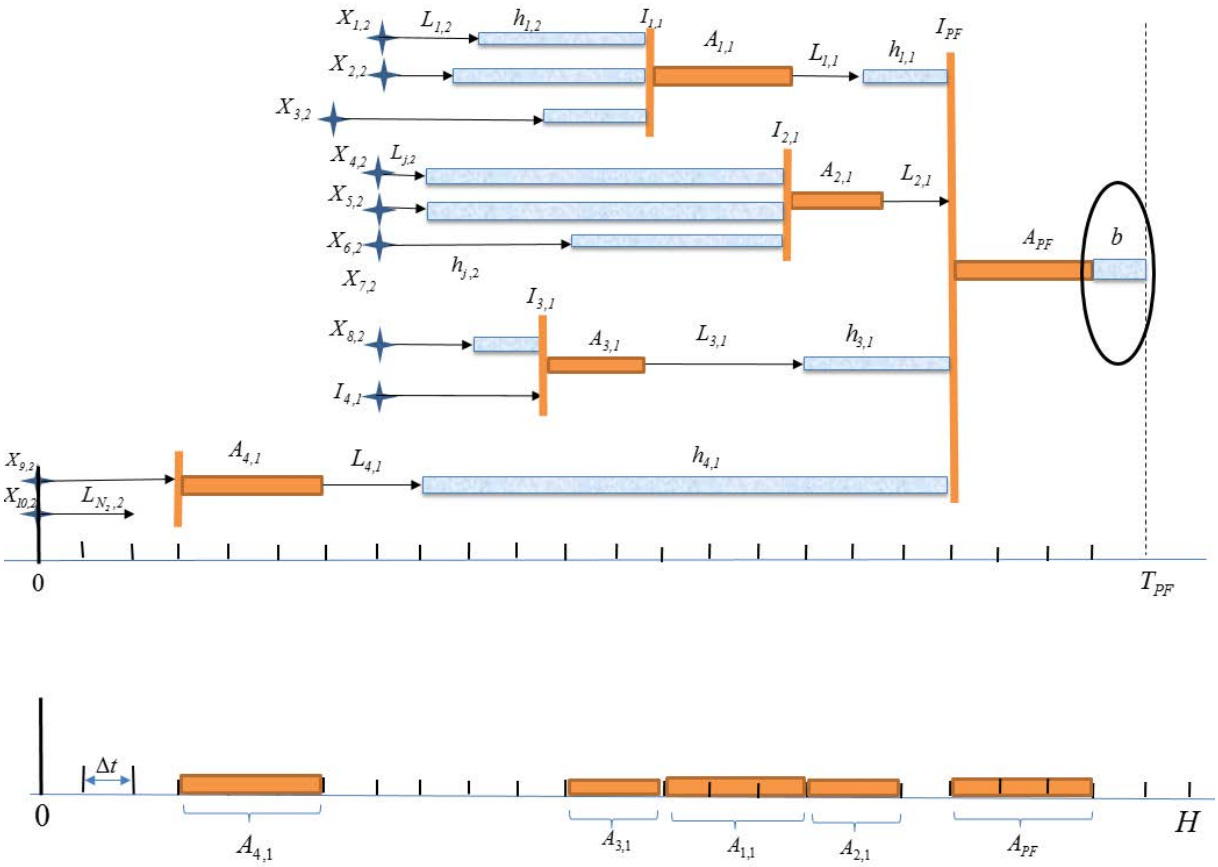

Figure 3.11 : Période seuil pour la réparation des actions de maintenance corrective

6. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons étudié, d'une part, l'optimisation de la planification des systèmes d'assemblage à deux niveaux en considérant les pannes de la machine aléatoires ainsi que les délais d'approvisionnement stochastiques. D'autre part, nous avons évalué le risque de perte de profit dû à la période de réparation des pannes de la machine ayant une influence sur le délai de livraison du produit au client. Cependant, les risques liés à l'équipement sont souvent présents dans les industries. Ces derniers sont plus complexes que les incendies ou les inondations ; chaque machine présente des risques qui lui sont spécifiques. Ainsi, l'évaluation des risques joue un rôle clé dans l'évolution des flux de coûts et de revenus, ainsi que de la performance financière résultant de la vision initiale de l'entrepreneur.

Dans le chapitre suivant nous aborderons le problème des processus de récupération, en particulier l'optimisation du système de désassemblage dans la chaîne d'approvisionnement, qui reposera sur des systèmes de désassemblage à deux niveaux avec des délais d'approvisionnement et des pannes de machine aléatoires.

Chapitre 4 : Optimisation de la planification dans le cadre d'assemblage à base de désassemblage des produits usagés

1. Introduction

Avec l'augmentation de la pression environnementale sur les activités économiques, les flux inverses sont de plus en plus importants. Ces flux cherchent à économiser des ressources, à éliminer les déchets et à améliorer la productivité. Ce chapitre vise à proposer une extension du modèle proposé dans le chapitre précédent afin de rendre le modèle plus économique. Nous proposons d'intégrer les processus de désassemblage d'un produit usagé dans la planification de la fabrication d'un produit fini. Le problème d'optimisation de la planification dans le cadre d'assemblage à base de désassemblage des produits usagés, en tenant compte de la dégradation du système d'assemblage-désassemblage (Guiras et al, (2018c)) est considéré. Un modèle analytique est développé dans le but d'optimiser la planification du système de désassemblage d'un produit usagé et l'assemblage d'un produit fini. Le produit fini est constitué de composants remis à neuf et de nouveaux composants. Une politique de maintenance est intégrée de manière séquentielle afin de réduire l'indisponibilité du système. L'objectif de ce travail est d'aider les décideurs, sous certaines conditions, à choisir le processus le plus rentable pour satisfaire le client et à s'adapter aux risques potentiels susceptibles de perturber le système. Une approche est développée pour déterminer la date optimale de lancement d'ordre du produit usagé, ainsi que les dates optimales de lancement d'ordre aux fournisseurs des nouveaux composants externes, si nécessaire. Des résultats numériques sont fournis pour illustrer l'impact de la variation du coût d'achat et de la qualité du produit usagé sur la rentabilité du système. Enfin, le risque lié aux périodes de réparation du système est discuté, ce qui a un impact sur la prise de décisions des dirigeants.

2. Système d'assemblage à deux niveaux à base de désassemblage d'un produit usagés:

Dans ce chapitre nous considérons les notations suivantes :

2.1. Notations

- ✓ **paramètres**

H	horizon fini du travail.
Δt	durée d'une période.
T_{PF}	date de livraison du produit fini.
D	demande du produit fini.
N_1	nombre de composants de niveau 1.
N_2	nombre de composants de niveau 2.

$C_{i,1}$	composant *i* de niveau 1 ou aussi le composant issu du processus de désassemblage du produit usagé, $i \in \{1 \ldots N_1\}$.
$C_{j,2}$	composant *j* du niveau 2 ou aussi le composant issu du processus de désassemblage de $C_{i,1}$, $j \in \{1 \ldots N_2\}$.
$S_{i,1}$	ensemble des nouveaux composants $C_{j,2}$ commandé à partir de ressources externes nécessaires à l'assemblage d'un composant $C_{i,1}$.
$E_{i,1}$	ensemble de composants $C_{j,2}$ remis-à-neuf issus des processus de désassemblage nécessaires à l'assemblage d'un composant $C_{i,1}$.
$L_{i,1}$	délais d'approvisionnement aléatoire du composant $C_{i,1}$.
$L_{j,2}$	délais d'approvisionnement aléatoire d'un composant neuf ou remis-à-neuf $C_{j,2}$.
$Lr_{i,1}$	délais d'approvisionnement aléatoire pour les composants désassemblés $C_{i,1}$.
T	période entre deux actions de maintenance préventive.
$A_{i,1}$	période d'assemblage du composant $C_{i,1}$.
A_{PF}	période d'assemblage du produit fini.
$D_{i,1}$	période de désassemblage du composant $C_{i,1}$.
D_u	période de désassemblage d'un produit usagé.
$u(k)$	niveau de sollicitation de la machine à la période k $(k = 1, \ldots\ldots, H/\Delta t)$.
U	niveau maximal de la sollicitation de la machine.
$\phi(A, N(T_u, X))$	nombre moyen de pannes durant l'horizon fini *H*.
$\lambda(t)$	taux de défaillances du système d'assemblage-désassemblage à l'instant t.
$\lambda_n(t)$	taux de défaillances nominal correspondant au niveau maximal de la sollicitation de la machine.
Ca_u	coût d'achat d'un produit usagé
Cr_j	coût de remis-à-neuf d'un composant $C_{j,2}$.
C_{dis}	coût d'élimination d'un composant endommagé $C_{j,2}$.
Ca_j	coût d'achat d'un nouveau composant $C_{j,2}$.
$h_{i,1}$	coût unitaire de stockage d'un composant $C_{i,1}$.
$h_{j,2}$	coût unitaire de stockage d'un composant $C_{j,2}$.
b	coût de rupture unitaire d'un produit fini.
r	coût unitaire de stockage d'un produit fini.
C_M	coût total de maintenance.
C_c	coût d'une action de maintenance corrective.
C_p	coût d'une action de maintenance préventive $(C_p << C_c)$.

✓ **Variables de décision**

$X_{j,2}$ date de lancement d'ordre au fournisseur d'un composant $C_{j,2}$ avec

$$T_u + min(L_u) + D_u + min(Lr_{i,1}) + Str_{i,1} + D_{i,1} \leq X_{j,2} \leq T_{PF} - A_{PF} - min(L_{i,1}) - \sum_{i=1}^{N_1} A_{i,1} - min(L_{j,2})$$

T_u date de lancement d'ordre pour le produit usagé.

N nombre d'actions de maintenance préventive durant l'horizon fini H.

2.2. Description du problème

Dans ce chapitre, nous décrivons le système proposé. Nous considérons un système réel, un manipulateur de bras robotisé qui permet de réaliser différentes fonctions, telles que des processus de désassemblage et d'assemblage. Le système proposé répond à l'évolution technologique et aux avantages économiques. Parmi les avantages d'un tel système, citons l'optimisation de l'espace de travail, les actions de maintenance, la consommation d'énergie et de matériaux, etc. Ces systèmes sont largement utilisés dans l'industrie.

Le système présenté à la figure 4.1 décrit le processus de fabrication d'un seul produit et de ses principaux composants d'assemblage. Le produit fini proposé est un produit assemblé à partir de composants neufs et remis à neuf. En effet, les nouveaux composants et ceux remis à neuf de niveaux 2 ($C_{j,2}$) sont assemblés pour donner des produits semi-finis ou les produits de niveau 1($C_{i,1}$). Ces derniers sont également assemblés pour donner un produit fini. Les composants remis à neuf sont issus du désassemblage d'un produit usagé commandé selon les besoins. Nous supposons qu'un composant remis à neuf possède la même qualité qu'un nouveau composant commandé à partir d'une ressource externe.

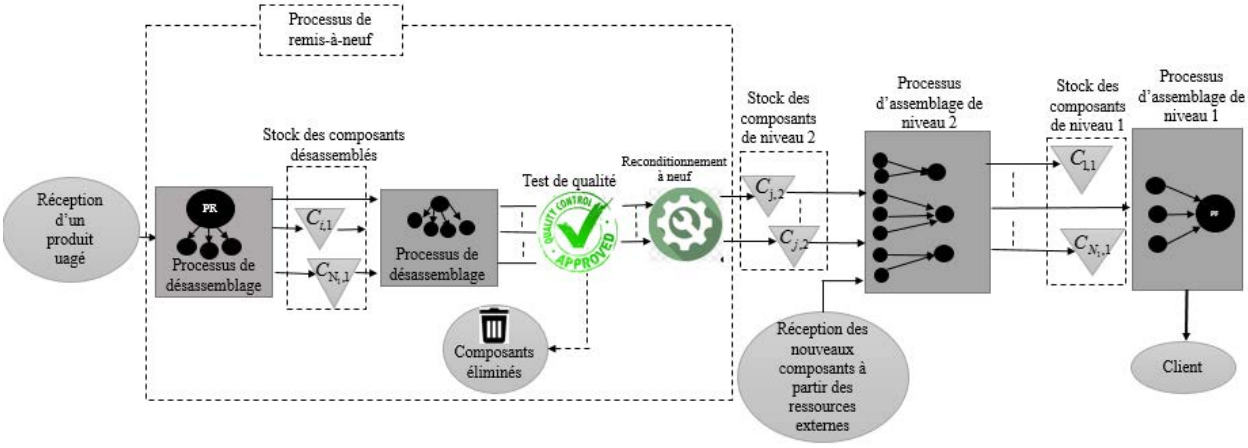

Figure 4.1 Description du système

Dans notre système, le produit fini est initialement basé sur les composants remis à neuf à partir du produit usagé. Par conséquent, ce travail présente l'optimisation d'un modèle MRP avec des composants remis à neuf. L'objectif est de trouver la date de lancement d'ordre du produit usagé, ainsi que les dates de lancement d'ordres aux fournisseurs des nouveaux composants afin de satisfaire la demande des clients à une date de livraison donnée. En respectant ces dates, les plans de désassemblage et d'assemblage sont réalisés de manière séquentielle. Nous étudions un produit fini avec une structure d'assemblage à deux niveaux. La figure 4.2 décrit le système proposé avec les différentes notations. Le produit usagé commandé arrive avec un délai stochastique L_u . Dès la réception, le processus de désassemblage commence immédiatement et nécessite D_u périodes. Le produit usagé a la même structure qu'un produit

i. L'ensemble des composants $C_{i,1}$ issus de l'opération de désassemblage du produit usagé sont les composants de niveau 1. Ces composants ne démarrent pas leurs désassemblages instantanément ; un délai d'approvisionnement $Lr_{i,1}$ stochastique est affecté à chaque composant. Ce délai englobe le nettoyage, la préparation et l'acheminement. De même, pour ces composants, les opérations de désassemblage ont lieu de manière séquentielle sous l'hypothèse 1 déclarée ci-dessous. Si un composant est prêt à être désassemblé mais que le système est occupé par une autre opération, le composant reste dans le stock jusqu'à la libération du système. Nous notons par $h_{i,1}$ le coût de stockage par période de chaque composant $C_{i,1}$. Chaque composant nécessite $D_{i,1}$ périodes pour être désassemblé. Après le désassemblage de ces composants, nous avons les composants $C_{j,2}$ dérivés des composants de niveau 1 qui vont être inspectés. Selon la qualité de ces éléments, le fabricant distingue les composants de bonne qualité (composants pouvant être reconditionnés à neuf) de ceux de mauvaise qualité (composants éliminatoires).

Les composants de bonne qualité seront reconditionnés et supposés être neufs. Un coût de remise à neuf de chaque composant est ajouté. Cependant, les composants de mauvaises qualités seront éliminés avec un coût d'élimination unitaire C_{dis} . Après l'inspection, le fabricant décide quels composants doivent être commandés chez un fournisseur externe pour démarrer la fabrication du produit fini. Chaque nouveau composant coûte Ca_j . Un délai de réapprovisionnement $L_{j,2}$ est aléatoire pour chaque composant $C_{j,2}$ reconditionné ou neuf. Ce délai inclut les étapes de préparation, de reconditionnement et d'acheminement pour les composants remis-à-neuf et le délai de livraison du fournisseur jusqu'à l'usine pour les composants neufs. Les composants $C_{j,2}$ arrivés doivent être stockés jusqu'à ce que l'ensemble des composants nécessaires à l'assemblage du produit semi-fini niveau 1 arrivent. Chaque composant prend $A_{i,1}$ périodes pour être assemblé. De même, les composants au niveau 1 sont stockés jusqu'à l'arrivée de tous les composants pour l'assemblage final. Lorsqu'un composant $C_{i,1}$ est prêt, il est acheminé avec un délai aléatoire $L_{i,1}$ pour commencer l'assemblage du produit fini. A_{PF} est la période nécessaire pour assembler un produit fini. Nous notons que *r* est le coût de stockage unitaire du produit fini s'il est prêt avant le délai prévu. Dans le cas contraire, lorsque le produit fini est prêt après le délai prévu, un coût unitaire de rupture noté *b* est considéré pour chaque période.

Les hypothèses décrites ci-dessous sont prises en compte dans notre travail :

(1) Un seul système est affecté à toutes les opérations de démontage et d'assemblage.
(2) Les opérations de désassemblage ou d'assemblage se font par niveau de nomenclature quel que soit le nombre de produits usagés à désassembler ou de la demande du client, ce qui signifie que nous considérons au début le désassemblage ou l'assemblage du premier niveau et puis nous entamons les autres niveaux un par un, afin de réduire le temps de configuration du système. Pour simplifier la complexité du modèle, nous supposons qu'on commande un seul produit usagé et nous fixons la demande du produit fini *D* à un seul produit, $D = 1$.
(3) Les composants reconditionnés sont supposés être neufs.
(4) Les coûts de stockage, de remise à neuf, d'achat, d'élimination et de rupture sont déterminants et constants.
(5) Nous supposons un modèle d'optimisation mono-période avec une date de livraison déterministe.
(6) Nous supposons que le produit usagé est entièrement désassemblé.
(7) La quantité de composants remis-à-neuf est stochastique.
(8) Selon les cas réels, nous supposons que les coûts d'achat des nouveaux composants sont supérieurs au coût unitaire d'achat d'un produit usagé et aux coûts de remise-à- neuf et d'élimination des composants de mauvaise qualité issus du processus de désassemblage.
(9) Les périodes de maintenances préventive et corrective sont négligeables.
(10) Nous supposons que chaque composant de niveau 2 est utilisé pour assembler un seul type de composant de niveau 1.

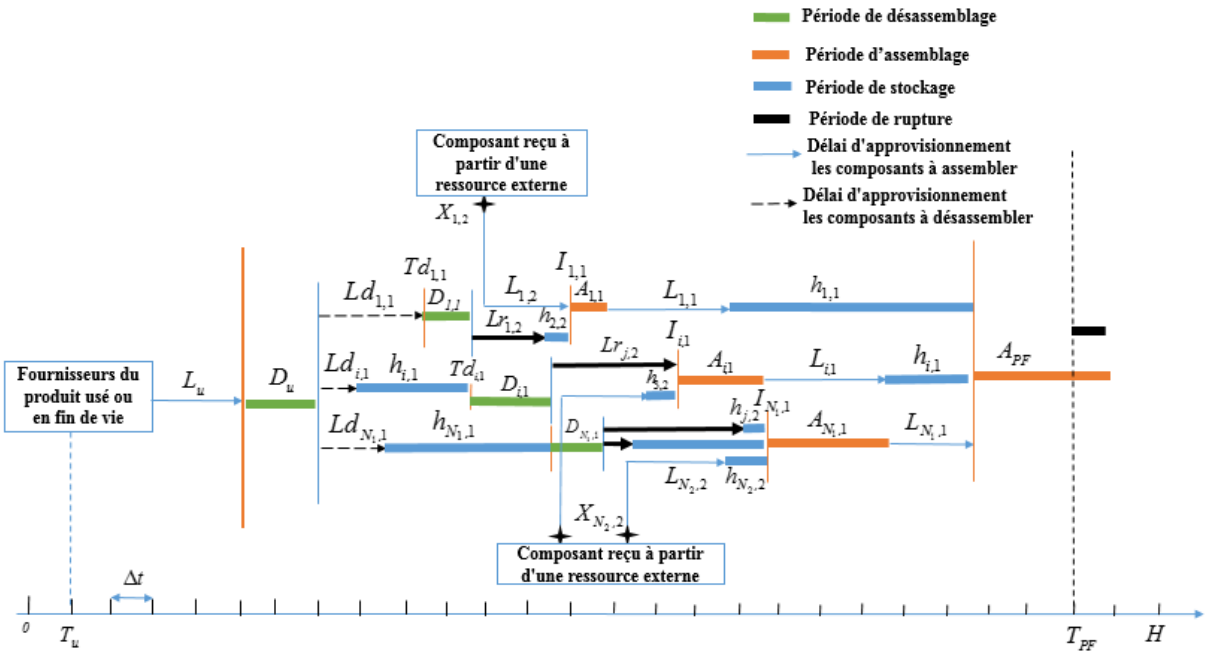

Figure 4.2 : Description d'une planification de fabrication d'un produit fini à base de désassemblage d'un produit usagé

3. Description du modèle mathématique pour le système proposé

Dans cette partie, nous proposons des modèles mathématiques pour optimiser les plans de désassemblage et d'assemblage ainsi que le plan de maintenance. Un modèle d'optimisation de la planification dans le cadre d'assemblage à base de désassemblage des produits usagés est considéré. Tout d'abord, un modèle mathématique est développé pour déterminer la date optimale de commande du produit usagé, ainsi que le vecteur optimal des dates de lancement d'ordres aux fournisseurs des composants de niveau 2 (ou de nouvelles matières premières) pour satisfaire la demande des clients sur un horizon fini. Dans un deuxième temps, à partir des dates optimales trouvées, nous avons élaboré un plan de désassemblage-assemblage du système. Le système proposé est adapté aux pannes aléatoires qui entraînent une indisponibilité du système et par conséquent un retard dans la livraison de la demande du client. Pour réduire la fréquence des pannes, un modèle mathématique est mis en œuvre pour déterminer le plan de maintenance préventive optimal (figure 4.3).

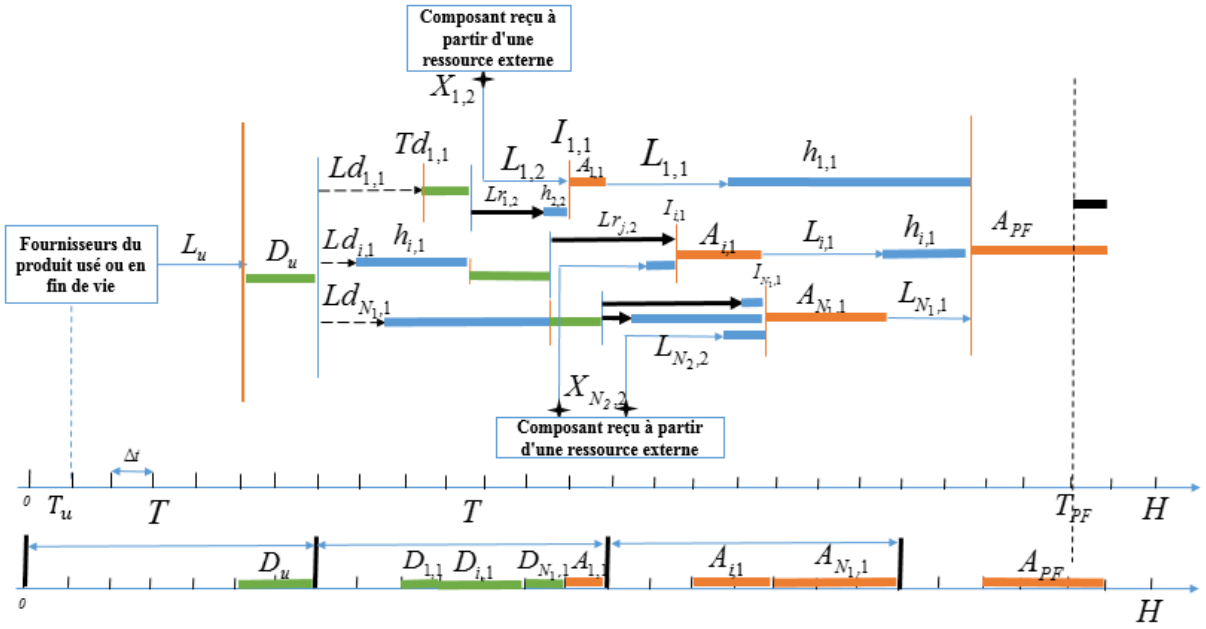

Figure 4.3 : Description d'une planification de fabrication d'un produit fini à base de désassemblage d'un produit usagé avec plan de maintenance

3.1. Plan de désassemblage-assemblage

Le modèle mathématique proposé ci-dessous permet de minimiser ces coûts : coûts de stockage des différents composants (composants désassemblés, composants de niveaux 2, nouveaux composants de niveau 2 commandés à partir de ressources externes, composants assemblés au niveau 1, produit fini), coûts de remise à neuf, coûts d'élimination, coûts d'achat de nouveaux composants et de produits usagés, ainsi que des coûts de rupture du produit fini. Cette fonction mathématique optimise la date de commande du produit usagé ainsi que les dates de lancement d'ordres aux fournisseurs des nouveaux composants au niveau 2 sur un horizon fini.

Les expressions mathématiques mentionnées ci-dessous sont utilisées pour clarifier le modèle analytique proposé :

- La date de désassemblage $Td_{i,1}$ de chaque composant $C_{i,1}$ est dérivée du produit usagé. Cette date représente le lancement du processus de désassemblage de $C_{i,1}$. Le processus de désassemblage de chaque composant commence après un délai aléatoire qui inclut la transmission du composant, sa préparation, etc. Si le composant est prêt à être désassemblé et que le système est occupé par une autre opération, le composant est stocké jusqu'à ce que le système soit libéré.

$$Td_{i,1} = T_u + L_u + D_u + Lr_{i,1} + Str_{i,1} \tag{4.1}$$

Nous notons par $Str_{i,1}$ la période de stockage de chaque composant $C_{i,1}$ qui est calculée comme suit :

Nous supposons que:

$z_k = 1$: Si la machine est occupée dans $[k \cdot \Delta t ; (k+1) \cdot \Delta t]$.

$z_k = 0$: Si la machine est libre dans $[k \cdot \Delta t ; (k+1) \cdot \Delta t]$.

1: $Str_{i,1} = 0;$
2: $\Delta t = 1;$
3: $k = T_u + L_u + D_u + Lr_{i,1};$
4: *Tantque* $(z_k = 1)$ *faire*
5: $Str_{i,1} = Str_{i,1} + \Delta t;$
6: $k{+}{+};$
7: *fin tantque*
8: *fin.*

- La date d'assemblage $I_{i,1}$ de chaque composant $C_{i,1}$ est celle qui commence lorsque tous les composants nécessaires à son assemblage sont prêts. L'assemblage du composant $C_{i,1}$ consiste en un ensemble de nouveaux composants commandés à partir de ressources externes et d'un ensemble de composants de remise à neuf résultants du processus de désassemblage des composants usagés. Les composants arrivant tôt seront stockés jusqu'à ce que tous les autres composants soient reçus. Lors de l'assemblage, si le système est occupé, tous les composants doivent être stockés jusqu'à la libération du système. L'expression de la date d'assemblage est la suivante:

$$I_{i,1} = max\left(\max_{C_{j,2} \in S_{i,1}} (Td_{i,1} + D_{i,1} + L_{j,2}), \max_{C_{j,2} \in E_{i,1}} (X_{j,2} + L_{j,2}) \right) + St_{i,1} \qquad (4.2)$$

Nous notons par $St_{i,1}$ la période de stock pour chaque composant $C_{i,1}$ qui est calculée comme suit :

$z_k = 1$: Si la machine est occupée dans $[k \cdot \Delta t ; (k+1) \cdot \Delta t]$.

$z_k = 0$: Si la machine est libre dans $[k \cdot \Delta t ; (k+1) \cdot \Delta t]$.

1: $St_{i,1} = 0;$
2: $k = max\left(\max_{C_{j,2} \in S_{i,1}} (Td_{i,1} + D_{i,1} + L_{j,2}), \max_{C_{j,2} \in E_{i,1}} (L_{j,2} + X_{j,2}) \right);$
3: *While* $(Z_k = 1)$ *do*
4: $Str_{i,1} = Str_{i,1} + \Delta t;$
5: $k{+}{+};$
6: *end do*.
7: *end*.

- La date d'assemblage du produit fini est I_{PF}, l'assemblage du produit fini est lancé lorsque tous les composants du niveau 1 sont prêts :

$$I_{PF} = \max_{i=1..N_1}(I_{i,1} + A_{i,1} + L_{i,1}) \quad (4.3)$$

- Le maximum entre la fin de l'assemblage du produit fini et le temps de livraison prévu noté par $(I_{PF} + A_{PF})^+$:

$$(I_{PF} + A_{PF})^+ = max(I_{PF} + A_{PF}, T_{PF}) \quad (4.4)$$

- Le minimum entre la fin de l'assemblage du produit fini et le délai de livraison prévu est noté par $(I_{PF} + A_{PF})^-$:

$$(I_{PF} + A_{PF})^- = min(I_{PF} + A_{PF}, T_{PF}) \quad (4.5)$$

La fonction objective comprend :

- Le coût de stockage des composants désassemblés

$$C_d = \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1}(Td_{i,1} - (T_u + D_u + Lr_{i,1} + L_u)) \quad (4.6)$$

- Le coût de stockage des composants de niveau 2

$$C_{sc2} = \sum_{i=1}^{N_1}\sum_{j=1}^{S_{i,1}} h_{j,2}(I_{i,1} - (Td_{i,1} + D_{i,1} + L_{j,2})) + \sum_{i=1}^{N_1}\sum_{j=1}^{E_{i,1}} h_{j,2}(I_{i,1} - (X_{j,2} + L_{j,2})) \quad (4.7)$$

- Le coût de stockage des composants de niveau 1

$$C_{sc1} = \sum_{i=1}^{N_1}(h_{i,1} \times (I_{PF} - (I_{i,1} + L_{i,1} + A_{i,1}))) \quad (4.8)$$

- Le coût de rupture du produit fini

$$C_{bPF} = b \times ((I_{PF} + A_{PF})^+ - T_{PF}) \quad (4.9)$$

- Le coût de stockage du produit fini

$$C_{rPF} = r \times (T_{PF} - (I_{PF} + A_{PF})^-) \quad (4.10)$$

- Par conséquent, le coût total de la fonction notée $C(T_u, X)$ est composé des coûts de stockage des différents composants (composants issus du désassemblage du produit usagé, composants de niveau 1 et 2, et le produit fini), le coût de rupture, les coûts d'achat (achat du produit usagé et des composants commandés de niveau 2 à partir de ressources externes), les coûts de remise-à-neuf et d'élimination.

$$C(T_u, X) = Ca_u + \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} Td_{i,1} - \sum_{i=1}^{N_1}\sum_{j=1}^{E_{i,1}} h_{j,2} \times Td_{i,1} - \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} T_u - \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} D_u - \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} Lr_{i,1} + \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} L_u +$$
$$\sum_{i=1}^{N_1}(\sum_{j=1}^{E_{i,1}} h_{j,2} I_{i,1} + \sum_{j=1}^{S_{i,1}} h_{j,2} I_{i,1}) - \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} \times I_{i,1} - \sum_{i=1}^{N_1}\sum_{j=1}^{E_{i,1}} h_{j,2} \times D_{i,1} - \sum_{j=1}^{N_2} h_{j,2} \times L_{j,2} - \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} \times L_{i,1} - \sum_{i=1}^{N_1}\sum_{j=1}^{S_{i,1}} h_{j,2} \times X_{j,2} +$$
$$\sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} \times I_{PF} - \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} \times A_{i,1} + b \times ((I_{PF} + A_{PF})^+ - T_{PF}) + r \times (T_{PF} - (I_{PF} + A_{PF})^-) +$$
$$\sum_{i=1}^{N_1}(\sum_{j=1}^{S_{i,1}} Ca_j \times C_{j,2} + \sum_{j=1}^{E_{i,1}} Cr_j \times C_{j,2}) + (N_2 - \sum_{i=1}^{N_1} E_{i,1}) \times C_{dis}$$

(4.11)

Avec $X = \{X_{j,2}\}$, où $j \in S_{i,1}$, et $i \in N_1$.

- Les délais d'approvisionnements des variables aléatoires des différents composants durant la planification sont des variables aléatoires. La détermination des dates de commandes (T_u et X) et du plan de maintenance préventif N^* est effectuée de manière séquentielle. Tout d'abord, nous déterminons les dates de lancement d'ordres aux fournisseurs (T_u et X) tout en minimisant la fonction de coût qui n'inclut pas les coûts de maintenance. Suite à ces dates, nous déterminons le plan du système de désassemblage-assemblage. Ce plan sera utilisé pour déterminer le plan de maintenance préventive optimal.

Pour avoir un plan optimal de désassemblage-assemblage, nous devons résoudre la fonction de coût moyen $EC\ T_u, X$, qui est donnée par :

$$EC[[(T_u, X)]] = Ca_u + \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} E[[Td_{i,1}]] - \sum_{i=1}^{N_1}\sum_{j=1}^{E_{i,1}} h_{j,2} \times E[[Td_{i,1}]] - \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} T_u -$$
$$\sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} D_u - \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} E[[Lr_{i,1}]] + \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} E[[L_u]] + \sum_{i=1}^{N_1}(\sum_{j=1}^{E_{i,1}} h_{j,2} E[[I_{i,1}]] + \sum_{j=1}^{S_{i,1}} h_{j,2} E[[I_{i,1}]]) -$$
$$\sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} \times E[[I_{i,1}]] - \sum_{i=1}^{N_1}\sum_{j=1}^{E_{i,1}} h_{j,2} \times D_{i,1} - \sum_{j=1}^{N_2} h_{j,2} \times E[[L_{j,2}]] - \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} \times E[[L_{i,1}]] - \sum_{i=1}^{N_1}\sum_{j=1}^{S_{i,1}} h_{j,2} \times X_{j,2} +$$
$$\sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} \times E[[I_{PF}]] - \sum_{i=1}^{N_1} h_{i,1} \times A_{i,1} + b \times (E[[(I_{PF} + A_{PF})^+]] - T_{PF}) + r \times (T_{PF} - E[[(I_{PF} + A_{PF})^-]]) +$$
$$\sum_{i=1}^{N_1}(\sum_{j=1}^{S_{i,1}} Ca_j \times C_{j,2} + \sum_{j=1}^{E_{i,1}} Cr_j \times C_{j,2}) + (N_2 - \sum_{i=1}^{N_1} E_{i,1}) \times C_{dis}$$

(4.12)

Afin de déterminer la fonction de coût moyen, nous devons calculer les espérances mathématiques suivantes :

$$E[[Td_{i,1}]] = E[[T_u + L_u + D_u + Lr_{i,1} + Str_{i,1}]]$$

$$E[[I_{i,1}]] = E[[max(\max_{C_{j,2} \in S_{i,1}} (Td_{i,1} + D_{i,1} + L_{j,2}), \max_{C_{j,2} \in E_{i,1}} (L_{j,2} + X_{j,2})) + St_{i,1}]]$$

$$E[[I_{PF}]] = E[[\max_{i=1..N_1}(I_{i,1} + A_{i,1} + L_{i,1})]]$$

$$E[[(I_{PF}+A_{PF})^{+}]]=E[[max(I_{PF}+A_{PF},T_{PF})]]$$

$$E[[(I_{PF}+A_{PF})^{-}]]=E[[min(I_{PF}+A_{PF},T_{PF})]]$$

Ces variables sont des variables aléatoires discrètes avec un nombre fini de valeurs possibles qui varient entre $[\alpha;\beta]$, les valeurs de α et β changent pour chaque variable comme indiqué ci-dessous :

- $Td_{i,1}\in[\alpha;\beta]$

Avec,

$$\alpha=T_u+min(L_u)+D_u+min(Lr_{i,1})+Str_{i,1}$$

$$\beta=T_u+max(L_u)+D_u+max(Lr_{i,1})+Str_{i,1}$$

- $I_{i,1}\in[\alpha;\beta]$

Avec,

$$\alpha=max(max(T_u+min(L_u)+D_u+min(Lr_{i,1})+Str_{i,1}+D_{i,1}+min(L_{j,2}));max(X_{j,2}+min(L_{j,2}))+St_{i,1}$$

$$\beta=max(max(T_u+max(L_u)+D_u+max(Lr_{i,1})+Str_{i,1}+D_{i,1}+min(L_{j,2}));max(X_{j,2}+max(L_{j,2}))+St_{i,1}$$

- $(I_{PF}+A_{PF})^{+}\in[\alpha,\beta]$

Avec,

$$\alpha=T_{PF}$$

$$\beta=max(max(T_u+max(L_u)+D_u+max(Lr_{i,1})+Str_{i,1}+D_{i,1}+max(L_{j,2}));\\ max(X_{j,2}+max(L_{j,2}))+St(i,1)+A_{i,1}+max(L_{i,1}))+A_{PF}$$

- $(I_{PF}+A_{PF})^{-}\in[\alpha;\beta]$

$$\alpha=max(max(T_u+min(L_u)+D_u+min(Lr_{i,1})+Str_{i,1}+D_{i,1}+min(L_{j,2}));\\ max(X_{j,2}+min(L_{j,2}))+St(i,1)+A_{i,1}+min(L_{i,1}))+A_{PF}$$

$$\beta=T_{PF}-1$$

Soit Γ est une variable aléatoire discrète positive ou nulle. Son espérance mathématique est égale à :

$$E[[\Gamma]]=\sum_{s\geq 0}s\times Pr[[\Gamma=s]]=\sum_{s\geq 0}\sum_{k=0}^{s-1}Pr[[\Gamma=s]]$$

De plus, Γ possède des valeurs entières, donc les deux sommes d'égalité ci-dessus peuvent être échangées comme suit :

$$E[[\Gamma]] = \sum_{s\geq 0}\sum_{k=0}^{s-1} Pr[[\Gamma = s]] = \sum_{s\geq 0}\sum_{k>0} Pr[[\Gamma = s]] = \sum_{s\geq 0}(1 - Pr[[\Gamma \leq s]])$$

Nous notons aussi par :

$F_{i,1}$: fonction de distribution de la variable $L_{i,1}$ du composant assemblé $C_{i,1}$ avec $i \in N_1$.

$F_{j,2}$: fonction de distribution de la variable $L_{j,2}$ du composant assemblé $C_{j,2}$ avec $j \in N_2$.

Nous commençons par calculer $E[[Td_{i,1}]]$:

$$\begin{aligned} E[[Td_{i,1}]] &= E[[T_u + L_u + D_u + Lr_{i,1} + Str_{i,1}]] \\ &= T_u + E\ \ L_u\ \ + D_u + E[\![\, Lr_{i,1} \,]\!] + Str_{i,1} \end{aligned} \qquad \text{(A1)}$$

Pour $E[[I_{i,1}]]$, nous avons:

$$\begin{aligned} E[[\, I_{i,1}\,]] &= \sum_{s\geq 0} 1 - Pr[[\, I_{i,1} \leq s]] \\ &= \sum_{s\geq 0} 1 - Pr[[\, max(\max_{C_{j,2}\in S_{i,1}}(Td_{i,1} + D_{i,1} + L_{j,2}), \max_{C_{j,2}\in E_{i,1}}(L_{j,2} + X_{j,2})) + St_{i,1} \leq s]] \\ &= \sum_{s\geq 0} 1 - Pr[[\, max(\max_{C_{j,2}\in S_{i,1}}(Td_{i,1} + D_{i,1} + L_{j,2}), \max_{C_{j,2}\in E_{i,1}}(L_{j,2} + X_{j,2})) \leq s - St_{i,1}]] \\ &= \sum_{s\geq 0} 1 - Pr[[\, \max_{C_{j,2}\in S_{i,1}}(Td_{i,1} + D_{i,1} + L_{j,2}) \leq s - St_{i,1}]] \times Pr[[\, \max_{C_{j,2}\in E_{i,1}}(L_{j,2} + X_{j,2}) \leq s - St_{i,1}]] \\ &= \sum_{s\geq 0} 1 - Pr[[\, \max_{C_{j,2}\in S_{i,1}}(Td_{i,1} + D_{i,1} + L_{j,2}) \leq s - St_{i,1}]] \times Pr[[\, \max_{C_{j,2}\in E_{i,1}}(L_{j,2} + X_{j,2}) \leq s - St_{i,1}]] \end{aligned}$$

En outre, $\forall\, i \in 1, ..., N_1$ et $\forall\, j \in 1, ..., N_2$, les variables aléatoires $Td_{i,1} + D_{i,1} + L_{j,2}$ et $L_{j,2} + X_{j,2}$ sont indépendantes, donc,

$$E[[\, I_{i,1}\,]] = \sum_{s\geq 0} 1 - (\, Pr[[Td_{i,1} + D_{i,1} + L_{j,2} \leq s - St_{i,1}, ...,]] \times Pr[[L_{j,2} + X_{j,2} \leq s - St_{i,1}, ...,]])$$

Nous notons par: $P_{j,2} = Td_{i,1} + D_{i,1}, \forall\, C_{j,2} \in E_{i,1}$, donc :

$$E[[I_{i,1}]] = \sum_{s\geq 0}(1 - (\prod_{C_{j,2}\in S_{i,1}} \mathrm{F}_{j,2}(-X_{j,2} - St_{i,1} + s) \times \prod_{C_{j,2}\in E_{i,1}} \mathrm{F}_{j,2}(-P_{j,2} - St_{i,1} + s))) \qquad \text{(A2)}$$

Finalement, nous calculons $E[[(I_{PF} + A_{PF})^+]]$ et $E[[(I_{PF} + A_{PF})^-]]$ afin de déterminer après cela $E[[I_{PF}]]$:

$$\begin{aligned} E[[(I_{PF} + A_{PF})^+]] &= E[[max(I_{PF} + A_{PF}, T_{PF})]] \\ &= \sum_{s\geq 0} 1 - Pr[[max(I_{PF} + A_{PF}, T_{PF}) \leq s]] \end{aligned}$$

$I_{PF} + A_{PF}$ et T_{PF} sont des variables aléatoires indépendantes, donc :

$$\Rightarrow Pr[[max(I_{PF} + A_{PF}, T_{PF}) \leq s]] = Pr[[I_{PF} + A_{PF} \leq s]] \times Pr[[T_{PF} \leq s]]$$

Donc,

$$E[[(I_{PF} + A_{PF})^{+}]] = \sum_{s \geq 0} 1 - Pr[[I_{PF} \leq s - A_{PF}]] \times Pr[[T_{PF} \leq \mathrm{s}]]$$

T_{PF} est connu et supérieur à 0, alors :

$$\begin{cases} Pr[[T_{PF} \leq s]] = 1 & \forall s \geq T_{PF} \\ Pr[[T_{PF} \leq s]] = 0 & \forall s \leq T_{PF} \end{cases}$$

$$\begin{aligned} E[[(I_{PF} + A_{PF})^{+}]] &= \sum_{s \geq 0} 1 - Pr[[I_{PF} \leq s - A_{PF}]] \times Pr[[T_{PF} \leq s]] \\ &= \sum_{0 \leq s \leq T_{PF}} (1 - Pr[[I_{PF} \leq s - A_{PF}]] \times \overbrace{Pr[[T_{PF} \leq s]]}^{0}) + \\ &\sum_{s \geq T_{PF}} (1 - Pr[[I_{PF} \leq s - A_{PF}]] \times \underbrace{Pr[[T_{PF} \leq s]]}_{1}) \\ &= T_{PF} + \sum_{s \geq T_{PF}} 1 - Pr[[I_{PF} \leq s - A_{PF}]] \end{aligned}$$

Sachant que,

$$\begin{aligned} Pr[[I_{PF} \leq s - A_{PF}]] &= Pr[[\underset{i=1..N_1}{max}(I_{i,1} + A_{i,1} + L_{i,1}) \leq s - A_{PF}]] \\ &= Pr[[\underset{i=1..N_1}{max}(I_{i,1} + A_{i,1} + L_{i,1}) \leq s - A_{PF}]] \\ &= Pr[[I_{1,1} + A_{1,1} + L_{1,1} \leq s - A_{PF}, ..., I_{i,1} + A_{i,1} + L_{i,1} \leq s - A_{PF}, ..., I_{N_1,1} + A_{N_1,1} + L_{N_1,1} \leq s - A_{PF}]] \\ &= Pr[[I_{1,1} + L_{1,1} \leq s - A_{PF} - A_{1,1}, ..., I_{i,1} + L_{i,1} \leq s - A_{PF} - A_{i,1}, ..., I_{N_1,1} + L_{N_1,1} \leq s - A_{PF} - A_{N_1,1}]] \end{aligned}$$

$\forall i = 1..N_1$, les variables aléatoires $I_{i,1} + L_{i,1}$ sont indépendantes :

$$\sum_{s \geq T_{PF}} 1 - Pr[[I_{PF} + A_{PF} \leq s]] = \sum_{s \geq T_{PF}} (1 - \prod_{i=1}^{N_1} \sum_{\substack{O_1 + O_2 = s - A_{PF} \\ O_1 + O_2 \in \mathbb{Z}}} [Pr[[L_{i,1} = O_1]] \times Pr[[I_{i,1} + A_{i,1} \leq O_2]]])$$

Les variables aléatoires $L_{j,2} + X_{j,2} + St_{i,1}$ et $P_{j,2} + L_{j,2} + St_{i,1}$, pour $C_{j,2} \in S_{i,1}$ et $C_{j,2} \in E_{i,1}$ sont indépendantes :

$$\begin{aligned} E[[(I_{PF} + A_{PF})^{+}]] &= T_{PF} + \sum_{s \geq T_{PF}} 1 - Pr[[I_{PF} \leq s - A_{PF}]] \\ &= T_{PF} + \sum_{s \geq T_{PF}} (1 - \prod_{i=1}^{N_1} \sum_{\substack{O_1 + O_2 = s - A_{PF} \\ O_1 + O_2 \in \mathbb{Z}}} [Pr[[L_{i,1} = O_1]] \times \prod_{C_{j,2} \in S_{i,1}} \mathrm{F}_{j,2}(O_2 - X_{j,2} - St_{i,1} - A_{i,1}) \times \prod_{C_{j,2} \in E_{i,1}} \mathrm{F}_{j,2}(O_2 - P_{j,2} - St_{i,1} - A_{i,1})] \end{aligned}$$

(A3)

Pour $E[[(I_{PF}+A_{PF})^{-}]]$, nous notons par :

$$E[[(I_{PF}+A_{PF})^{-}]]=E[[min(I_{PF}+A_{PF},T_{PF})]]=\sum_{s\geq 0}(1-Pr[[min(I_{PF}+A_{PF},T_{PF})\leq s]])$$

$$=\sum_{s\geq 0}(1-Pr[[-max(-(I_{PF}+A_{PF}),-T_{PF})\leq s]])$$

$$=\sum_{s\geq 0}(1-Pr[[-max(-(I_{PF}+A_{PF}),-T_{PF})\geq -s]])$$

$$=\sum_{s\geq 0}Pr[[-max(-(I_{PF}+A_{PF}),-T_{PF})\leq -s-1]])$$

Nous avons,

$$Pr[[-max(-(I_{PF}+A_{PF}),-T_{PF})\leq -s-1]])=Pr[[-(I_{PF}+A_{PF})\leq -s-1;-T_{PF}\leq -s-1]]$$

Nous avons $(I_{PF}+A_{PF})$ et T_{PF} sont indépendantes, donc,

$$Pr[[-(I_{PF}+A_{PF})\leq -s-1;-T_{PF}\leq -s-1]]=Pr[[-(I_{PF}+A_{PF})\leq -s-1]]\times Pr[[-T_{PF}\leq -s-1]]$$

$$E[[(I_{PF}+A_{PF})^{-}]]=\sum_{s\geq 0}Pr[[-(I_{PF}+A_{PF})\leq -s-1]]\times Pr[[-T_{PF}\leq -s-1]]$$

$$=\sum_{s\geq 0}Pr[[(I_{PF}+A_{PF})\geq s+1]]\times Pr[[T_{PF}\geq s+1]]$$

$$=\sum_{s\geq 0}(1-Pr[[(I_{PF}+A_{PF})\leq s]])\times Pr[[T_{PF}\geq s+1]]$$

Le délai de livraison T_{PF} est connu et supérieur à 0, Donc,

$$\begin{cases}Pr[[T_{PF}\geq s+1]]=0, & \forall s\geq T_{PF}\\ Pr[[T_{PF}\geq s+1]]=1, & \forall s\leq T_{PF}-1\end{cases}$$

Par conséquent,

$$E[[(I_{PF}+A_{PF})^{-}]]=\sum_{0\leq s\leq T_{PF}-1}(1-Pr[[I_{PF}+A_{PF}\leq s]])\times\underbrace{Pr[[T_{PF}\geq s+1]]}_{1}$$

$$+\sum_{s\geq T_{PF}}(1-Pr[[I_{PF}+A_{PF}\leq s]])\times\overbrace{Pr[[T_{PF}\geq s+1]]}^{0}$$

$$=\sum_{0\leq s\leq T_{PF}-1}(1-Pr[[I_{PF}+A_{PF}\leq s]])\times 1$$

$$E[[(I_{PF}+A_{PF})^{-}]]=\sum_{0\le s\le T_{PF}-1}(1-Pr[[I_{PF}+A_{PF}\le s]])$$

$$=\sum_{0\le s\le T_{PF}-1}(1-\prod_{i=1}^{N_1}\sum_{\substack{O_1+O_2=s-A_{PF}\\ O_1+O_2\in\mathbb{Z}}}[Pr[[L_{i,1}=O_1]]\times\prod_{C_{j,2}\in S_{i,1}}\mathrm{F}_{j,2}(O_2-X_{j,2}-St_{i,1}-A_{i,1})\times\prod_{C_{j,2}\in E_{i,1}}\mathrm{F}_{j,2}(O_2-P_{j,2}-St_{i,1}-A_{i,1})]$$

(A4)

Pour $E[[I_{PF}]]$, nous notons par, pour toute variable aléatoire A, nous avons $A=max(A,T)+min(A,T)-T$. On en déduit que :

$$E\ [[I_{PF}+A_{PF}]]=E[[(I_{PF}+A_{PF})^{+}]]+E\ [[(I_{PF}+A_{PF})^{-}]]-T_{PF}$$

$$E[[I_{PF}]]=T_{PF}+\sum_{s\ge T_{PF}}(1-\prod_{i=1}^{N_1}\sum_{\substack{O_1+O_2=s-A_{PF}\\ O_1+O_2\in\mathbb{Z}}}[Pr[[L_{i,1}=\mathrm{O}_1]]\times\prod_{C_{j,2}\in S_{i,1}}\mathrm{F}_{j,2}(\mathrm{O}_2-X_{j,2}-St_{i,1}-A_{i,1})\times\prod_{C_{j,2}\in E_{i,1}}\mathrm{F}_{j,2}(\mathrm{O}_2-P_{j,2}-St_{i,1}-A_{i,1})]$$

$$+\sum_{0\le s\le T_{PF}-1}(1-\prod_{i=1}^{N_1}\sum_{\substack{O_1+O_2=s-A_{PF}\\ O_1+O_2\in\mathbb{Z}}}[Pr[[L_{i,1}=\mathrm{O}_1]]\times\prod_{C_{j,2}\in S_{i,1}}\mathrm{F}_{\mathrm{j},2}(\mathrm{O}_2-X_{j,2}-St_{i,1}-A_{i,1})\times\prod_{C_{j,2}\in E_{i,1}}\mathrm{F}_{j,2}(\mathrm{O}_2-P_{j,2}-St_{i,1}-A_{i,1})]-T_{PF}$$

$$E[[I_{PF}]]=\sum_{s\ge 0}(1-\prod_{i=1}^{N_1}\sum_{\substack{O_1+O_2=s-A_{PF}\\ O_1+O_2\in\mathbb{Z}}}[Pr[[L_{i,1}=\mathrm{O}_1]]\times\prod_{C_{j,2}\in S_{i,1}}\mathrm{F}_{j,2}(\mathrm{O}_2-X_{j,2}-St_{i,1})\times\prod_{C_{j,2}\in E_{i,1}}\mathrm{F}_{j,2}(\mathrm{O}_2-P_{j,2}-St_{i,1}-A_{i,1})]$$

(A5)

Par conséquent, le coût total moyen est écrit comme suit :

$$EC[[(T_u,\mathrm{X})]]=Ca_u+\sum_{i=1}^{N_1}h_{i,1}Str_{i,1}-\sum_{i=1}^{N_1}\sum_{j=1}^{E_{i,1}}h_{j,2}T_u-\sum_{i=1}^{N_1}\sum_{j=1}^{E_{i,1}}h_{j,2}L_u-\sum_{i=1}^{N_1}\sum_{j=1}^{E_{i,1}}h_{j,2}D_u-\sum_{i=1}^{N_1}\sum_{j=1}^{E_{i,1}}h_{j,2}Lr_{i,1}-$$

$$\sum_{i=1}^{N_1}\sum_{j=1}^{E_{i,1}}h_{j,2}Str_{i,1}-\sum_{i=1}^{N_1}\sum_{j=1}^{E_{i,1}}h_{j,2}D_{i,1}-\sum_{i=1}^{N_1}\sum_{j=1}^{E_{i,1}}h_{j,2}L_{j,2}-\sum_{i=1}^{N_1}\sum_{j=1}^{S_{i,1}}h_{j,2}X_{j,2}-\sum_{i=1}^{N_1}\sum_{j=1}^{S_{i,1}}h_{j,2}L_{j,2}-$$

$$\sum_{i=1}^{N_1}H_i\times(\sum_{s\ge 0}(1-(\prod_{C_{j,2}\in S_{i,1}}\mathrm{F}_{j,2}(-X_{j,2}-St_{i,1}+s)\times\prod_{C_{j,2}\in E_{i,1}}\mathrm{F}_{j,2}(-P_{j,2}-St_{i,1}+s))))+r\times T_{PF}+$$

$$+\sum_{i=1}^{N_1}h_{i,1}\times(\sum_{s\ge 0}(1-\prod_{i=1}^{N_1}\sum_{\substack{O_1+O_2=s-A_{PF}\\ O_1+O_2\in\mathbb{Z}}}[Pr[[L_{i,1}=O_1]]\times\prod_{C_{j,2}\in S_{i,1}}\mathrm{F}_{j,2}(O_2-X_{j,2}-St_{i,1}-A_{i,1})\times\prod_{C_{j,2}\in E_{i,1}}\mathrm{F}_{j,2}(O_2-P_{j,2}-St_{i,1}-A_{i,1})]))+$$

$$(\mathrm{b}-\mathrm{r})\times(\sum_{s\ge 0}(1-\prod_{i=1}^{N_1}\sum_{\substack{O_1+O_2=s-A_{PF}\\ O_1+O_2\in\mathbb{Z}}}[Pr[[L_{i,1}=O_1]]\times\prod_{C_{j,2}\in S_{i,1}}\mathrm{F}_{j,2}(O_2-X_{j,2}-St_{i,1}-A_{i,1})\times\prod_{C_{j,2}\in E_{i,1}}\mathrm{F}_{j,2}(O_2-P_{j,2}-St_{i,1}-A_{i,1})]))$$

$$+\sum_{i=1}^{N_1}(\sum_{j=1}^{S_{i,1}}Ca_j\times C_{j,2}+\sum_{j=1}^{E_{i,1}}Cr_j\times C_{j,2})+(N_2-\sum_{i=1}^{N_1}E_{i,1})\times C_{dis}$$

Avec,

$$H_i=h_{i,1}-(\sum_{j=1}^{S_{i,1}}h_{j,2}+\sum_{j=1}^{E_{i,1}}h_{j,2})$$

3.2. Plan de maintenance

Selon les dates optimales trouvées T_u^* et X^*, nous déterminons le plan optimal de désassemblage-assemblage. Ce plan permet de déterminer le taux de sollicitation des actions d'assemblage ou de désassemblage, qui a une influence sur l'efficacité du système ; de même, cela conduit à des pannes aléatoires. L'objectif est de trouver le nombre optimal de maintenances préventives N^*. Nous supposons qu'après chaque maintenance corrective, le système est dans l'état juste avant la panne. De plus, les actions de maintenance préventive et corrective ont des délais négligeables. Entre deux actions de maintenance préventive, le taux de défaillance dépend des processus de désassemblage ou d'assemblage. Chaque processus sollicite la machine à un taux de sollicitation qui dépend du type de l'action exercée sur les composants et du niveau de sollicitation le plus élevé du système. Nous proposons un exemple de niveaux de sollicitation u pour les types de désassemblage dans le tableau 4.1 et les types d'assemblage dans le tableau 4.2. Nous prenons l'exemple de cinq types de composants qui peuvent être assemblés ou désassemblés les uns des autres ; chaque opération de désassemblage ou d'assemblage d'un type spécifique donne un taux de sollicitation de la machine. Nous supposons que le niveau maximum de sollicitation de la machine est $U = 2$.

Désassemblé de	Type 1	Type 2	Type 3	Type 4	Type 5
Type 1	-	0.5	1	0.5	1
Type 2	-	-	0.5	0.5	0.5
Type 3	-	-	-	0.5	0.5
Type 4	-	-	-	-	1
Type 5	-	-	-	-	-

Tableau 4.1 : Exemple des différents niveaux de sollicitation de la machine liés au type de désassemblage du système proposé

Assemblé à	Type 1	Type 2	Type 3	Type 4	Type 5
Type 1	-	0.5	0.5	1	0.5
Type 2	-	-	0.5	1	1
Type 3	-	-	-	0.5	1.5
Type 4	-	-	-	-	2
Type 5	-	-	-	-	-

Tableau 4.2 : Exemple des différents niveaux de sollicitation de la machine liés au type d'assemblage du système proposé

L'expression analytique suivante du coût total de la maintenance comprend les coûts des actions de maintenances préventive et corrective :

$$C_M = C_p \times (N-1) + C_c \times \phi(A, N(T_u, X))$$

(4.13)

Où $N \in \{1, 2, 3, ...\}$ et $\varphi(A, N(T_u, X))$ qui représente la fonction moyenne du nombre de pannes durant l'horizon $H.\Delta t$ qui dépend du plan de désassemblage-assemblage. Le taux de défaillances $\lambda_k(t)$ est cumulatif au début de chaque intervalle *k* et relatives au niveau de sollicitation de la machine $u(k)$. Avec $u(k)$ est déterminé à partir du plan de désassemblage-assemblage optimal mis en place. Le taux de défaillance dans l'intervalle *k* est comme suit :

$$\lambda_k(\mathrm{t}) = \lambda_{k-1}(\Delta t) + \Delta\lambda_k(t) \quad \forall t \in [0, \Delta t] \tag{4.14}$$

Avec:

$$\Delta\lambda_k(t) = \frac{u(k)}{U}\ \lambda_n(t) \tag{4.15}$$

$$k = 1 \ldots H$$

$$A = \{u(1), ..., u(k), ..., u(H)\},\ k \in \{1 \ldots H\}$$

Où $\lambda_n(t)$ est le taux de défaillances nominal équivalent aux taux de défaillances du niveau maximal de sollicitation de la machine durant l'horizon $H.\Delta t$. Notre travail est basé sur le travail de Hajej et al (2011) qui ont mis en place une politique optimale intégrée de maintenance-production sous contrainte de sous-traitants, en tenant compte de l'influence de la variation du taux de production sur la dégradation du système de fabrication et, par conséquent, sur la stratégie de maintenance adoptée. En se basant sur ce travail, le nombre moyen de pannes est :

$$\varphi(A,T) = \sum_{j=0}^{N-1} \left[\sum_{i=In(j\times\frac{T}{\Delta t})+1}^{In\left((j+1)\times\frac{T}{\Delta t}\right)} \int_0^{\Delta t} \lambda_i(t) + \int_0^{(j+1)\times T - In\left((j+1)\times\frac{T}{\Delta t}\right)\times\Delta t} \lambda_{In\left((j+1)\times\frac{T}{\Delta t}\right)+1}(t)dt \right.$$

$$\left. + \int_0^{\left(In\left((j+1)\times\frac{T}{\Delta t}\right)+1\right)\times\Delta t - (j+1)\times T} \frac{u\left(In\left(\frac{(j+1)\times T}{\Delta t}\right)+1\right)}{U} \times \lambda_n(t)dt \right] \tag{4.16}$$

Nous remplaçons $\lambda_k(t)$ par son expression et T avec $\frac{H}{N}$, nous avons :

$$\phi\left(A,N(T_u,X)\right)=\sum_{j=0}^{N-1}\left(\begin{array}{l}\left(In\left(\left(j+1\right)\times\frac{H}{N.\Delta t}\right)-In\left(j\times\frac{H}{N.\Delta t}\right)\right)\times\Delta t\times\lambda_0\left(t_0\right)+\\ \sum_{i=In\left(j\times\frac{T}{\Delta t}\right)+1}^{In\left(\left(j+1\right)\times\frac{T}{\Delta t}\right)}\int_0^{\Delta t}\left(\sum_{l=1}^{i-1}\frac{u(l)}{U}\cdot\lambda_0\left(\Delta t\right)\right)dt\ +\ \sum_{i=In\left(j\times\frac{T}{\Delta t}\right)+1}^{In\left(\left(j+1\right)\times\frac{T}{\Delta t}\right)}\int_0^{\Delta t}\frac{u(i)}{U}\cdot\lambda_0\left(t\right)dt+\\ \int_0^{(j+1)\times T-In\left(\frac{(j+1)\times T}{\Delta t}\right)\times\Delta t}\left(\sum_{l=1}^{In\left(\frac{(j+1)\times T}{\Delta t}\right)}\frac{u(l)}{U}\cdot\lambda_0\left(\Delta t\right)\right)dt+\int_0^{(j+1)\times T-In\left(\frac{(j+1)\times T}{\Delta t}\right)\times\Delta t}\frac{u\left(In\left(\frac{\left(j+1\right)\times T}{\Delta t}\right)+1\right)}{U}\cdot\lambda_0\left(t\right)dt\\ +\frac{u\left(In\left(\frac{\left(j+1\right)\cdot T}{\Delta t}\right)+1\right)}{U}\times\int_{In\left(\left(j+1\right)\cdot\frac{T}{\Delta t}\right)\times\Delta t}^{(j+1)T}\lambda_0\left(t\right)\,dt\end{array}\right)$$

(4.17)

4. Résultat numérique

Dans cette section, nous essayons de prouver la rentabilité et l'efficacité du modèle analytique proposé en tenant compte des composants remis à neuf. Tout d'abord, nous testons l'exemple du modèle proposé dans le chapitre précédent en ajoutant des coûts d'achats des composants de niveau 2 commandés. Autrement dit, tous les composants de niveaux 2 sont commandés chez des fournisseurs externes. Ensuite, nous interprétons les résultats donnés par rapport au modèle proposé. A partir des dates trouvées, nous déterminons le plan de désassemblage-assemblage durant l'horizon du travail du système. D'après ce dernier, nous cherchons à trouver le vecteur $A=\{u(1),...,u(k),...,u(H)\}, k\in\{1...H\}$ qui représente les niveaux de sollicitation de la machine pour chaque période. Nous calculons le nombre de maintenance préventives N^*.

Nous considérons un produit fini avec la structure d'assemblage à deux niveaux décrite sur la figure 4.4.

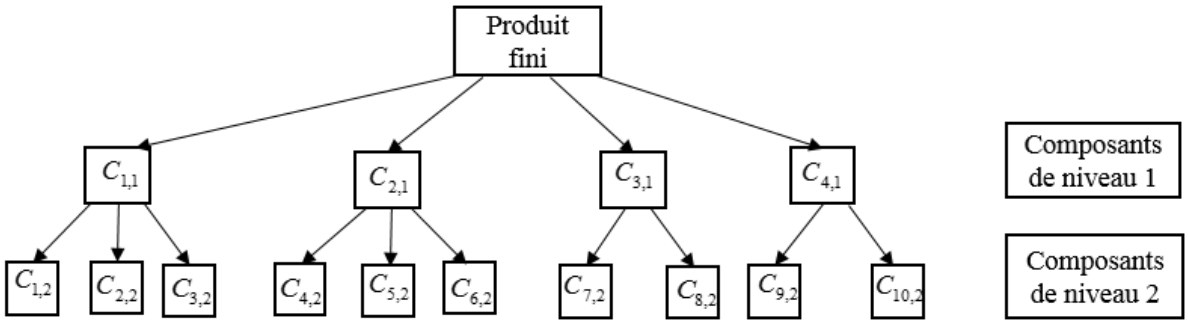

Figure 4.4 : Nomenclature de l'exemple proposé du produit fini

Les données notées ci-dessous sont utilisées pour le calcul, les tableaux 4.3 et 4.4 illustrent les différentes valeurs des coûts de stockage unitaires pour les composants de niveaux 1 et 2 qui sont adoptés au chapitre précédent.

j	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$h_{j,2}$	33	7	1	22	6	2	11	6	6	3

Tableau 4.3 : Coûts de stockage des composants de niveau 2

i	1	2	3	4
$h_{i,1}$	55	41	32	12

Tableau 4.4 : Coûts de stockage des composants de niveau 1

- $r = 200\ um$,
- $b = 1000\ um$,
- $\Delta t = 1\ ut$,
- $T_{PF} = 36$ périodes,
- $H = 37$,
- $D_u = 2$,
- $A_{PF} = 3$,
- $C_{dis} = 1\ um$,
- $Ca_u = 3\ um$,
- $C_p = 212\ um$,

- $C_c = 1000$ *um,*
- $\alpha = 2,$
- $\beta = 1000.$

Les tableaux 4.5 and 4.6 représentent respectivement les coûts de remise-à-neuf et les coûts d'achat pour chaque composant de niveau 2 ($C_{j,2}$). En effet, les valeurs sont choisies de sorte que les coûts de remise-à-neuf et du coût d'achat du produit usagé soient inférieurs à l'achat des composants neufs.

j	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Cr_j	3	2	1	2	3	2	2	2	3	1

Tableau 4.5 : Les coûts de remise-à-neuf des composants de niveau 2

j	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Ca_j	20	10	12	21	36	17	16	11	30	32

Tableau 4.6 : Les coûts d'achat des composants de niveau 2

Les délais d'approvisionnement des différents composants (produit usagé, composants désassemblés, composants de niveaux 1 et 2) suivent une loi de probabilité uniforme.
Pour le calcul du nombre moyen de pannes, nous adoptons pour $\lambda_n(t)$ une distribution de Weibull avec deux paramètres (α, β). Comme décrit dans le chapitre précédent, cette distribution est généralement utilisée pour décrire le taux de défaillance des systèmes industriels.

4.1. Détermination de la date optimale de commande du produit usagé et du vecteur des dates de lancement d'ordres aux fournisseurs des composants de niveau 2

Pour calculer la date de lancement d'ordre de commande optimale du produit usagé et le vecteur optimal des dates de lancement d'ordres aux fournisseurs des composants au niveau 2, nous implémentons un algorithme génétique avec une méthode de simulation. Les nouveaux composants de niveau 2 doivent être commandés suite à la destruction de certains composants après le processus de désassemblage. L'algorithme est implémenté avec le langage JAVA pour résoudre $EC[[T_u, X]]$. La figure 4.5 illustre l'algorithme proposé. En effet, le choix de l'algorithme génétique est décidé à partir de son utilisation généralisée pour résoudre des problèmes d'optimisation discrets, ce qui prouve qu'il est parmi les algorithmes les plus utilisés (Stawowy, (2008)) en considérant qu'il s'agit d'un algorithme pertinent, précis et rapide. L'objectif de la méthode de simulation classique est d'évaluer toutes les valeurs possibles des

variables de décision une par une. En effet, notre espace de recherche pour la variable de décision T_u est très raisonnable, ce qui nous aide à calculer le coût total moyen pour chaque valeur, alors que le vecteur de décision $X = \{X_{j,2}\}, j \in N_2$. Ce vecteur dépend de la variable de décision T_u et d'autres paramètres déterministes et stochastiques du système, rendant impossible de lister toutes les combinaisons du vecteur. Ce vecteur dépend aussi du nombre de composants à commander. Par conséquent, comme indiqué dans l'organigramme de la figure 4.5, nous initialisons d'abord l'ensemble des solutions optimales fondées pour chaque valeur de T_u. Ensuite, nous générons un vecteur aléatoire qui représente l'état de chaque composant du produit désassemblé. Comme mentionné à la figure 4.4, le produit proposé se compose de 10 pièces de niveau 2, de sorte que parmi ses composants, nous avons des composants nouveaux et remis à neuf. Nous appliquons les étapes de l'algorithme génétique (sélection, croisement, mutation) décrit dans le chapitre précédent pour trouver le meilleur vecteur $X = \{X_{j,2}\}$. Les paramètres des algorithmes génétiques sont indiqués dans la figure 4.5. Dans un deuxième temps, pour calculer le nombre optimal des actions de maintenance préventive, nous implémentons la fonction mathématique C_M dans l'outil «Wolfram Mathematica».

Les résultats trouvés sont présentés dans les tableaux 4.7 et 4.8. Dans le tableau 4.7, le processus de remis à neuf n'est pas pris en compte. En effet, tous les composants de niveau 2 sont commandés auprès des fournisseurs (ressources externes). Par contre, le tableau 4.8 montre les résultats du modèle proposé. Le nombre de composants remis à neuf est généré aléatoirement. Comme indiqué, le vecteur des dates de lancement d'ordres des nouveaux composants se comprend cinq dates, ce qui prouve que le démontage du produit usagé nous a donné cinq composants reconditionnés à neuf. Nous observons également la différence entre les coûts, ce qui montre l'avantage d'intégrer le processus de désassemblage et de remise à neuf sous certains critères de coûts.

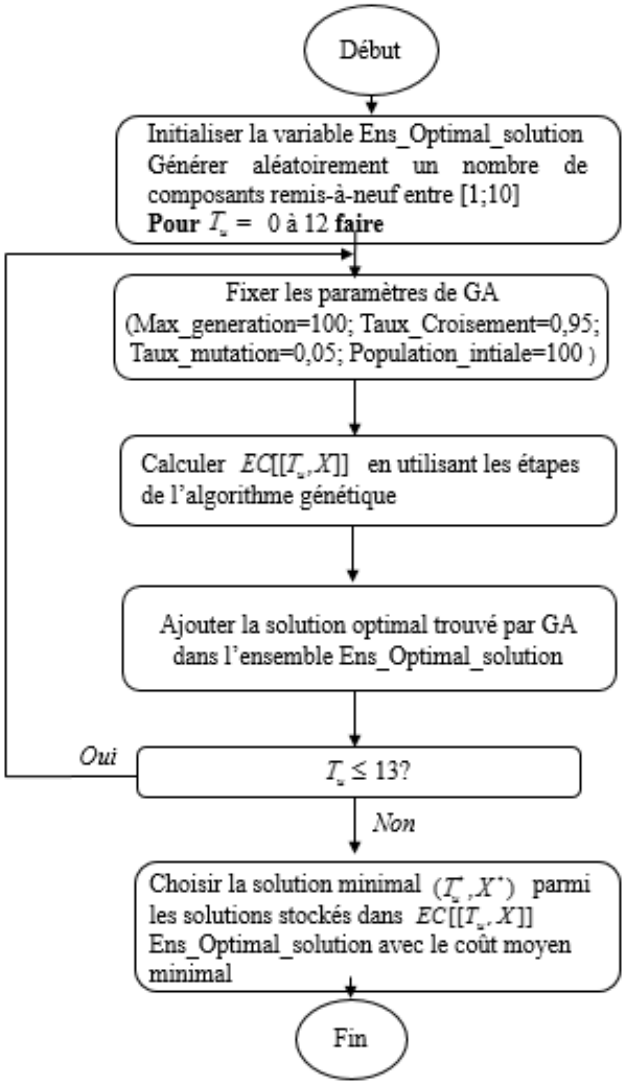

Figure 4.5 : Organigramme de l'algorithme proposé

$X^* = \{X_{j,2}^*\}$	{8, 8, 5, 8, 4, 5, 8, 7, 7, 7}
EC^*	2996.63

Tableau 4.7 : Les résultats trouvés de l'optimisation de la planification système d'assemblage de deux niveaux (sans tenir compte du processus de récupération de composants)

$X^* = \{X_{j,2}^*\}$	{21, 21, 19, 21, 21}
T_u^*	5
EC^*	2600.8

Tableau 4.8 : Les résultats trouvés de l'optimisation de la planification système d'assemblage de deux niveaux (en tenant compte du processus de récupération de composants à partir d'un produit usagé)

4.2. Plan de maintenance optimal

Dans cette partie, nous essayons de trouver le plan de maintenance préventive optimal pour le système de désassemblage-assemblage. Nous adoptons la stratégie séquentielle dont l'objectif est d'intégrer le plan du système obtenu à partir des dates optimales calculées ci-dessus (tableau 4.8). Ce plan de maintenance préventive est déterminé par le plan de désassemblage-assemblage. En nous basant sur les dates trouvées, nous avons construit le plan du système de désassemblage-assemblage comme illustré à la figure 4.6. Suite aux différents niveaux de sollicitation du système présentés dans les tableaux 4.1 et 4.2, nous supposons que nos opérations de désassemblage et d'assemblage varient entre le type 1 et le type 5. En outre, en fonction des différents processus de désassemblage et d'assemblage, la figure 4.6 présente les niveaux de sollicitation du système sur une échelle de temps. Nous supposons que le désassemblage du produit usagé sollicite la machine à un taux $U_u = 1.7$ et le taux de sollicitation de l'assemblage du produit fini à un taux $U_{PF} = 1.8$.

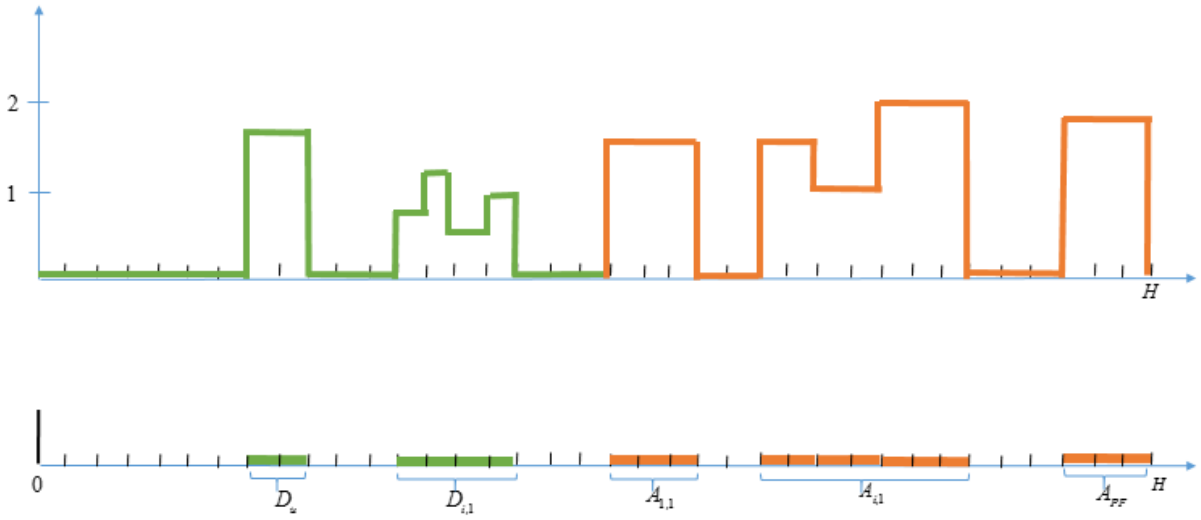

Figure 4.6 : Le plan de désassemblage-assemblage avec la représentation des niveaux de sollicitation de la machine à chaque période

La fonction mathématique C_M prend en compte l'influence de la variation de la sollicitation des processus de désassemblage- assemblage sur le système. Ces taux de sollicitation présentés sur la figure 4.6 représentent le vecteur $A = \{u(1), ..., u(k), ..., u(H)\}$, $k \in \{1 ... H\}$. Ce vecteur est utilisé pour calculer le nombre moyen de pannes $\phi(A, N(T_u, X))$. Pour trouver la valeur optimale du nombre de maintenance préventives, nous essayons de faire varier la variable N de 0 à H-1 et nous calculons, à chaque valeur de N, le coût total moyen de la maintenance en utilisant C_M. Comme le montre la figure 4.7, la courbe a une forme convexe ce qui montre qu'il existe un seul point optimal. La valeur $N^* = 7$ représente le nombre de maintenance préventive avec un coût minimal de 7109,4 *u.m*.

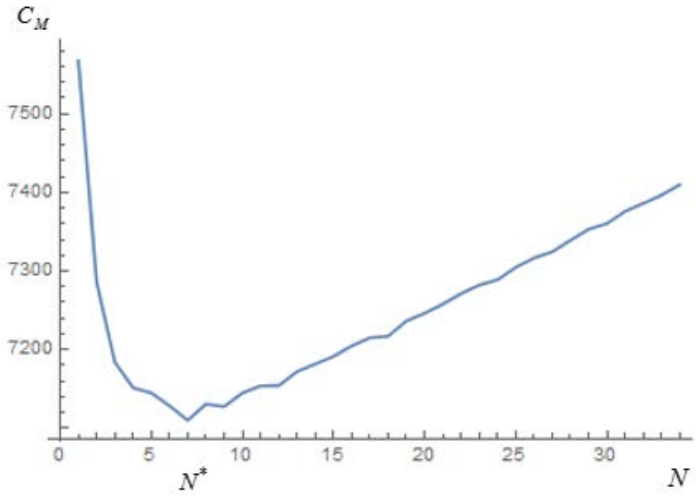

Figure 4.7 : Coût total moyen de maintenance en fonction du nombre de maintenance préventives N

4.3. L'influence du coût de commande du produit usagé sur la rentabilité du système

L'époque actuelle requiert de s'intéresser à la gestion environnementale, à la responsabilité écologique pour les produits finis usagés, à la certification environnementale. De même, de nombreuses entreprises s'intéressent aux techniques et aux processus de réévaluation des produits usagés. Outre l'intérêt pour l'environnement, les entrepreneurs s'intéressent également à la rentabilité de ces procédés et techniques. Dans cette partie, nous recherchons la rentabilité du processus de remise-à-neuf par rapport au processus de fabrication à partir de nouveaux composants. En effet, l'achat de produit usagé est généralement moins cher qu'un nouveau produit. Nous recherchons l'influence du coût d'achat du produit usagé. La figure 4.8 montre une étude de sensibilité du coût total moyen $EC[[T_u^*, X^*]]$ en fonction du coût d'achat du produit usagé. Les valeurs de coûts choisies reflètent l'étude de cas réelle (hypothèse 7). Nous avons essayé de trouver le seuil de coût d'achat du produit usagé afin que le décideur évite le risque de perte de bénéfices.

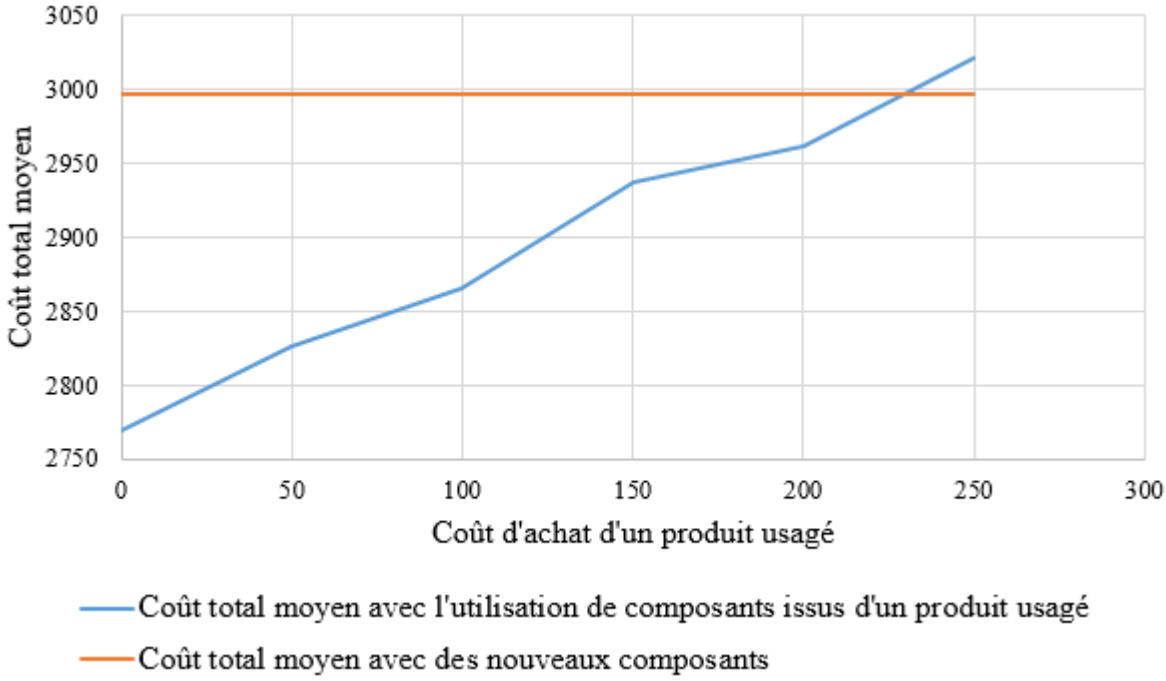

Figure 4.8 : Diagramme de sensibilité du coût total moyen en fonction du coût d'achat d'un produit usagé

Comme le montre la figure 4.8, en utilisant les valeurs de l'exemple choisi, nous essayons de faire varier le coût d'achat du produit usagé de 0 mu à 250 *um*. D'après la figure, nous observons que si nous dépassons 230 *um*, le coût total moyen de notre modèle dépasse le coût total moyen, sans tenir compte du processus de remise-à-neuf de niveau 2. Dans ce cas, le système proposé avec des composants remis à neuf devient peu rentable. Par conséquent, en intégrant le processus de remise-à-neuf, pour avoir un coût effectif, même si le coût de la remise à neuf est très faible par rapport au coût d'achat des nouveaux produits, il est inévitable de prendre en compte le coût des produits usagés par rapport au coût total des nouveaux composants.

4.4. L'influence de la qualité du produit usagé sur la rentabilité du système

Dans cette sous-section, nous étudions l'influence de la qualité du produit usagé sur la rentabilité du système ; en d'autres termes, l'influence du pourcentage de composants remis à neuf. Le nombre de composants remis à neuf est généralement incertain, et il ne sera pas connu avant la fin du processus de désassemblage. En fait, nous ne pouvons pas détecter la qualité des éléments désassemblés dès l'arrivée du produit usagé. Cette incertitude peut avoir entraîné un risque de perte de bénéfices par rapport au coût prévu de la fabrication d'un produit à partir de nouveaux composants. Dans la figure 4.9, une étude de sensibilité est illustrée par le coût total moyen $EC[[T_u^*, X^*]]$ en fonction du pourcentage des composants de niveau 2 reconditionnés à neuf. Le pourcentage de composants remis à neuf est ajusté pour voir leur influence sur le coût total moyen. À un pourcentage trouvé, un risque de perte de profit sera discuté.

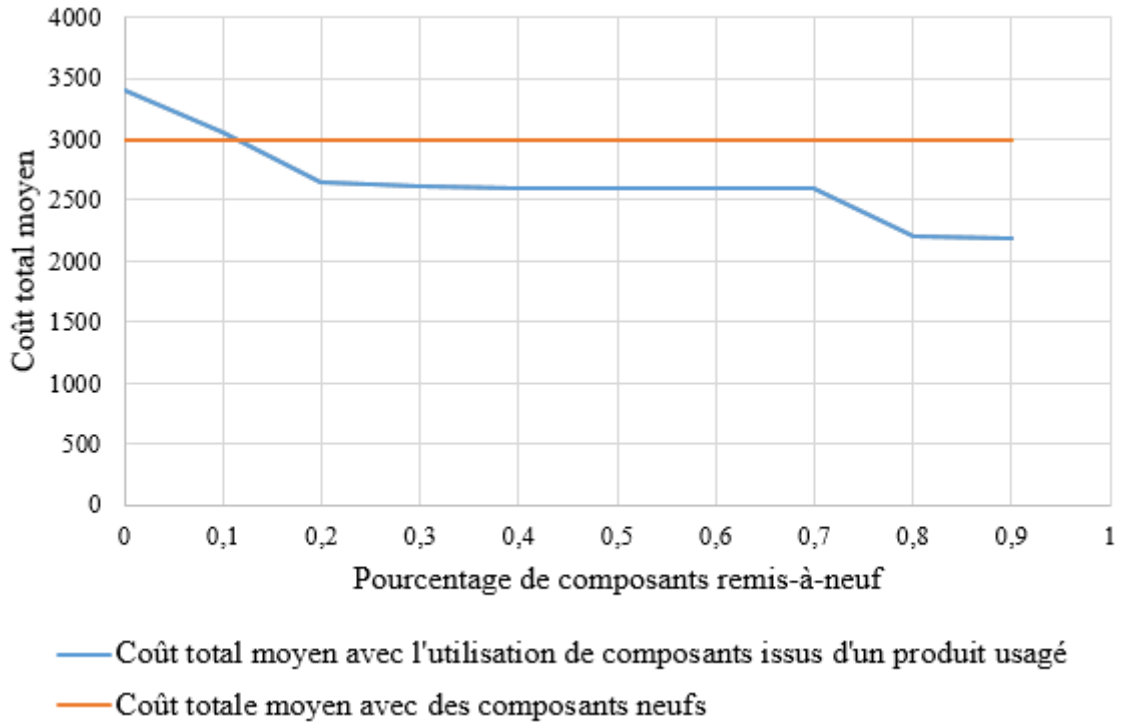

Figure 4.9 : Diagramme de sensibilité du coût total moyen en fonction du pourcentage de composants remis à neuf.

Comme le montre la figure 4.9, au-dessous de 10% des composants remis à neuf, le coût total moyen dépasse le coût total moyen avec des nouveaux composants. Par conséquent, le système proposé avec des composants remis à neuf devient peu rentable par rapport au système fabriqué avec l'achat de nouveaux composants de niveau 2. Il est donc crucial de définir des exigences et des normes pour la qualité des produits usagés. En effet, le processus de remise-à-neuf exige que nous ajoutions le coût d'achat d'un produit usagé, le coût du processus de reconditionnement à neuf des composants, le coût de stockage des composants désassemblés, les coûts de maintenance du système, etc. Par conséquent, la gestion des produits usagés avec une qualité médiocre entraîne un très faible pourcentage de composants reconditionnés à neuf. L'intégration d'un processus de remise-à-neuf devient peu rentable et peut même engendrer des pertes de bénéfices.

4.5 L'influence des périodes de maintenance correctives sur le délai de livraison du produit fini

De nombreuses incertitudes peuvent perturber le processus de fabrication. Dans la mise en œuvre du plan de maintenance réalisé ci-dessus, les délais de réparation sont négligeables. Cela n'a aucune influence sur le plan de désassemblage-assemblage. Dans un cas industriel réel, certaines pannes prennent des périodes importantes, ce qui perturbe le processus de fabrication

et retarde la livraison. Ainsi, les décideurs doivent tenir compte de ce délai de réparation dans la planification avant de commencer le traitement de la commande. Dans notre travail, nous discutons de la période que les actions de maintenance correctives peuvent prendre selon le plan optimal mis en œuvre par le gestionnaire.

Nous supposons une période seuil notée τ_s (figure 4.10). Cette période représente la durée pendant laquelle les actions de maintenance corrective peuvent être effectuées. Comme décrit ci-dessus, nous proposons d'étudier le système de manière séquentielle. À partir de la figure 4.10, nous mettons en œuvre le plan de désassemblage et d'assemblage qui est déterminé à partir de la date de commande optimale du produit usagé et du vecteur des dates de lancement d'ordres aux fournisseurs des composants de niveau 2. Cependant, ce plan optimal ne prend pas en compte le temps de réparation du système en cas de panne, qui engendre un retard au niveau du processus d'assemblage ou de désassemblage. En effet, en fonction de la représentation du plan de désassemblage-assemblage optimal (figure 4.10), le produit peut être livré au client à $T_{PF} - \Delta t$. En utilisant ce plan, nous avons calculé le nombre moyen de pannes aléatoires au cours de l'horizon fini du travail. Dans l'exemple illustré ci-dessus, nous avons constaté que le nombre moyen de pannes $\phi(A, N(T_u, X)) = 5{,}84$. Donc, si nous considérons le même plan déjà calculé, nous pouvons noter que $\tau_s = 1.\Delta t$. Par conséquent, si nous pouvons quantifier chaque temps de réparation pour chaque panne, nous pouvons dire que chaque panne ne doit pas dépasser 1/6 d'une période : $\tau = \dfrac{\tau_s}{\phi(A, N(T_u, X))} = \dfrac{1}{6}$. Au-delà de cette période, les décideurs doivent ré-implémenter le plan de désassemblage-assemblage du produit fini. Sinon, un risque de perte de bénéfices doit être discuté.

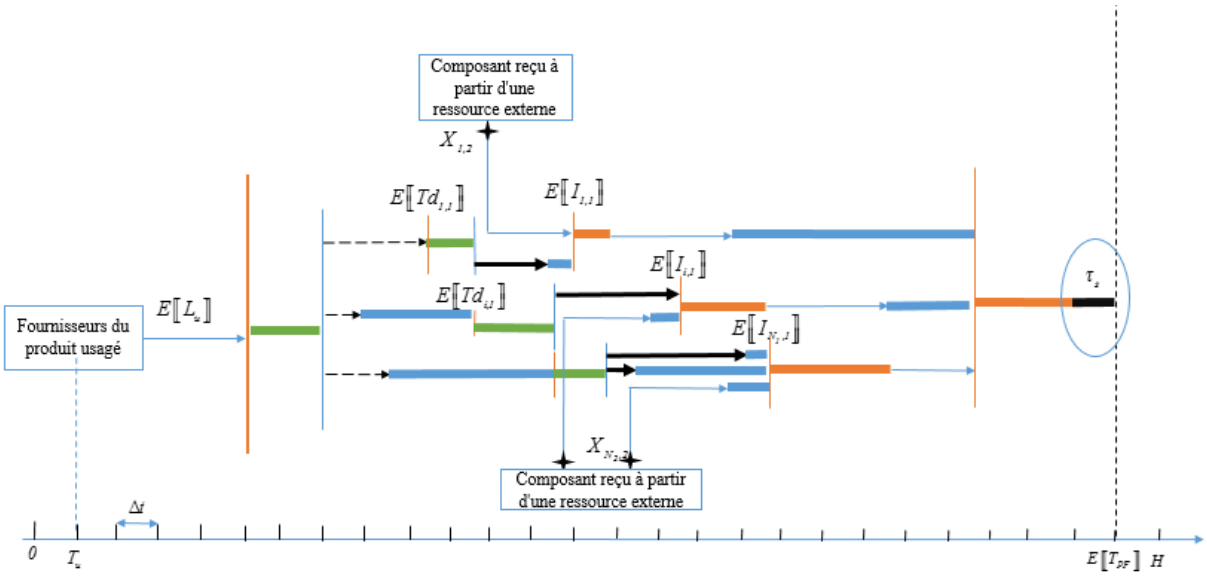

Figure 4.10 : Période seuil pour la réparation des actions de maintenance corrective.

5. Conclusion :

Dans ce chapitre, un modèle mathématique est proposé pour formuler le problème de planification d'un système de désassemblage-assemblage. Un algorithme d'optimisation basé sur l'algorithme génétique et la simulation est développé pour trouver la date optimale de commande du produit usagé et le vecteur des dates de lancement d'ordres aux fournisseurs des composants au niveau 2. En utilisant l'algorithme d'optimisation, les résultats numériques révèlent que le modèle proposé est plus rentable, sous certains coûts, qu'un simple système avec de nouveaux composants. Les coûts pouvant influencer le système sont le coût d'achat du produit usagé, les coûts d'achat des nouveaux composants et les coûts de remise-à-neuf. De plus, le risque de considérer des périodes de maintenance corrective est étudié. Cette évaluation montre que les périodes de réparation influencent le plan de désassemblage-assemblage. Au-delà d'un certain temps, les actions de maintenance corrective doivent être intégrées dans la planification de la fabrication. Dans le cas contraire, le risque de perte de profit dû aux périodes de réparation doit être évalué. Cette recherche peut servir d'aide à la décision pour certains fabricants de produits. Notre approche peut être utilisée dans de nombreux exemples de fabrication de produits. En fait, les produits divers comprennent des composants coûteux ainsi que des ressources naturelles limitées. Dans ce cas, les composants remis à neuf deviennent plus rentables que l'achat de nouveaux composants. De nombreuses entreprises des secteurs de l'automobile et de l'aéronautique cherchent à améliorer leur productivité en intégrant dans leur processus des concepts de récupération et de remise à neuf. En effet, l'intégration d'une telle approche aide le gestionnaire à réduire les coûts si les composants sont très coûteux par rapport à l'achat et au traitement d'un composant utilisé. De plus, la méthode proposée aide les décideurs à savoir quand commander un produit usagé pour exploiter les différentes composants qui peuvant être reconditionnés à neuf et à commander de nouveaux composants manquants pour commencer le traitement des demandes des clients.

Conclusion Générale

La gouvernance d'entreprise exige que la gestion des risques fasse partie intégrante de la politique, planification et gestion opérationnelle. L'application d'un processus de gestion des risques aidera les décideurs stratégiques à prendre des décisions en connaissance de cause**,** en matière de décisions.

Les décisions évoluent autour de la nécessité de faire des choix, de faire ou de ne pas faire quelque chose, ou de choisir une option parmi une gamme d'options. Les choix disponibles sont souvent limités par des exigences et des objectifs techniques, commerciaux, sécuritaires et environnementaux. Une prise de décision réussie nécessite une compréhension de ces nombreux objectifs et exigences, de leur importance relative et de la manière d'évaluer les options en prenant la «meilleure» décision.

Dans les systèmes de production, la défaillance de l'équipement est considérée comme un facteur de risque important. Cela est dû au fait que la défaillance d'un système est souvent associés à des conséquences pouvant être économiques, environnementales, etc. Ce problème nous a mené à s'intéresser à l'étude des facteurs pouvant entrainer un risque de pertes de profit. En effet, l'évaluation des risques joue un rôle essentiel dans la prise de décision dans la maintenance. C'est en aidant les intervenants de la maintenance à identifier, analyser, évaluer et atténuer systématiquement les pannes des équipements.

Partant de cette vérité, l'idée de notre thèse a eu lieu, l'objectif de notre travail vise à optimiser la planification de plusieurs types de systèmes industriels en considérant diverses contraintes industrielles ainsi que l'évaluation des risques de pertes de profit de certaines stratégies adoptées pour la prise de décision. En effet, les décideurs essaient toujours d'étudier l'efficacité des stratégies adoptées et d'identifier les différents paramètres qui risquent la perte de profit. Les entreprises cherchent à générer plus de bénéfices sans avoir à regretter leurs décisions. L'apport de cette recherche est de présenter un outil d'aide à la décision pour quantifier la perte de profit consécutive aux décisions prises à travers un ensemble d'outils mathématiques permettant d'évaluer la prise de décision dans un environnement incertain et de guider les décideurs dans leur choix. Il est donc important de disposer d'approches et d'outils pour aider les responsables à prendre des décisions judicieuses et efficaces face à différentes incertitudes.

La première contribution de notre thèse concerne une approche visant à analyser le risque de perte de profit suite à une décision prise sur le système de fabrication sous des incertitudes. Nous avons considéré un système de fabrication à une seule opération, qui produit un seul type de produit**,** afin de satisfaire une demande aléatoire sur plusieurs périodes sur un horizon fini H. Un modèle mathématique est présenté pour formuler le modèle. Le premier objectif est de trouver les plans de production et de maintenance optimaux avec différents algorithmes d'optimisation. Sur la base des résultats de chaque méthode, le deuxième objectif de cette étude est de proposer des modèles analytiques qui évaluent les pertes financières de certaines stratégies adoptées en utilisant les plans de production et de maintenance optimaux trouvés par les méthodes d'optimisations présentées. Le but est d'évaluer l'impact des résultats de ces

méthodes sur le calcul de la perte de profit pour les deux cas présentés. Le premier cas étudié considère des durées de réparation non nulles. Le deuxième cas intègre le risque de produits retournés dans des périodes de production aléatoires. Les exemples numériques mis en œuvre montrent que le risque de perte de profit diffère d'une application d'une méthode d'optimisation à une autre. Cela montre que l'utilisation d'un algorithme peut entraîner une perte de profit. L'apport de ce chapitre est le développement de nouveaux modèles analytiques afin de quantifier les pertes de profit dû aux contraintes et stratégies présentés.

La deuxième contribution concerne l'étude de l'optimisation de la planification des systèmes d'assemblage ainsi que l'évaluation du risque de perte de profit en considérant le cas de pannes de machines et leurs réparations **;** ce qui retarde la livraison du produit au client. La durée des actions de réparation entraîne un retard dans la fabrication. Dans cette situation, il est possible de perdre une partie des profits. Nous avons proposé d'évaluer le risque dû aux pannes de la machine afin de déterminer le temps optimal qu'il faut pour réparer les défaillances des machines au cours de la période d'assemblage. L'évaluation de risques liés à ces problèmes joue un rôle essentiel dans l'évolution des flux de coûts et des flux de revenus, ainsi que dans leur performance financière résultant de la vision initiale de l'entrepreneur. L'objectif principal de ce chapitre n'est pas seulement de développer un modèle MRP, mais d'aider les décideurs à choisir la date de livraison et les dates de lancement d'ordre dans un système d'assemblage en tenant compte de la dégradation de la machine ainsi que le risque de pertes de profit qui pouvant avoir lieu en cas de retard de livraison.

La dernière contribution est le sujet du dernier chapitre, une optimisation de la planification dans le cadre d'assemblage à base de désassemblage des produits usagés. Le système proposé est composé d'une seule machine pour les opérations de désassemblage et d'assemblage, d'un stock des composants désassemblés issus du processus de désassemblage d'un produit usagé, d'un stock de composants de niveau 2 et 1 et d'un stock de produit fini. Des défaillances aléatoires peuvent se produire au cours de l'horizon de travail, ce qui nous conduit à intégrer une politique de maintenance pour gérer son indisponibilité.

Un modèle mathématique est proposé pour formuler le problème. Un algorithme d'optimisation basé sur un algorithme génétique et une simulation est développé pour trouver la date optimale de commande du produit usagé et le vecteur des dates optimales de lancement d'ordre aux fournisseurs des composants de niveau 2. En utilisant l'algorithme d'optimisation, les résultats numériques révèlent que le modèle proposé est plus rentable, sous certains coûts, qu'un simple MRP avec de nouveaux composants. Pour terminer, le risque de considérer des périodes de maintenance corrective est étudié. Cette évaluation montre que les périodes de réparation ont une influence sur le plan de désassemblage-assemblage. Au-delà d'un certain délai, des actions de maintenance corrective doivent être considérer dans la planification de la fabrication. Dans le cas contraire, le risque de perte de profit dû au retard causé par les délais de réparation doit être évalué.

Cette approche peut être utilisée dans de nombreux exemples de fabrication de produits. En fait, divers produits consistent à des composants coûteux et des ressources naturelles limitées. Dans ce cas, les composants reconditionnés deviennent plus rentables que l'achat de nouveaux composants. Un grand nombre d'entreprises des secteurs de l'automobile et de l'aéronautique cherchent à améliorer leur productivité en intégrant les concepts de récupération et de reconditionnement dans leur processus. En effet, l'intégration d'une telle approche aide les

gestionnaires à réduire les coûts si les composants neufs sont très coûteux par rapport à l'achat et au traitement d'un composant usagé.

Ces contributions peuvent donner naissances à plusieurs études ; notre travail se focalise sur l'optimisation de la planification de divers systèmes industriels et l'évaluation suite à l'optimisation de certains risques. Par conséquent, il serait pertinent d'identifier d'autres facteurs et contraintes qui ont une influence sur la perturbation de la planification de ces systèmes **;** nous prenons comme exemple l'intégration d'autres stratégies et politiques de maintenance préventive sur les systèmes. De plus, nous proposons aussi d'étudier d'autres types de systèmes (systèmes d'assemblage ou de désassemblage multi-niveaux, un système de production multi-produits, etc.)

Bibliographie

Ahmad, R. and Kamaruddin, S., 2012. An overview of time-based and condition-based maintenance in industrial application. Computers & Industrial Engineering, 63(1), pp.135-149.

Alencar, M.H. and de Almeida, A.T., 2015. A multicriteria decision model for assessment of failure consequences in the RCM approach. Mathematical Problems in Engineering, 2015.

Anderson, R. L. , 1953. Recent advances in finding best operating conditions. Journal of the American Statistical Association, 48(264), 789-798.

Avriel, M. 2003. Nonlinear programming: analysis and methods. Courier Corporation.

Barba-Sánchez, V. and Atienza-Sahuquillo, C., 2016. Environmental proactivity and environmental and economic performance: Evidence from the winery sector. Sustainability, 8(10), p.1014.

Barlow, R. and Hunter, L., 1960. Optimum preventive maintenance policies. Operations research, 8(1), pp.90-100.

Basil, V.R. and Turner, A.J., 1975. Iterative enhancement: A practical technique for software development. IEEE Transactions on Software Engineering, (4), pp.390-396.

Bell, D.E., 1982. Regret in decision making under uncertainty. Operations research, 30(5), pp.961-981.

Benbouzid-Sitayeb, F., Varnier, C. and Zerhouni, N., 2006, April. Résolution du problème de l'ordonnancement conjoint production/maintenance par colonies de fourmis. In 6ème Conférence Francophone de MOdélisation et SIMulation, MOSIM'06. Modélisation, Optimisation et Simulation des Systèmes : défis et opportunités. (No. sur CD ROM, pp. 10-pages).

Ben-Ammar, O., 2014. Planification des réapprovisionnements sous incertitudes pour les systèmes d'assemblage à plusieurs niveaux (Doctoral dissertation, Saint-Etienne, EMSE).

Ben-Ammar, O., Dolgui, A. and Wu, D.D., 2018a. Planned lead times optimization for multi-level assembly systems under uncertainties. Omega, 78, pp.39-56.

Ben-Ammar, O. and Dolgui, A., 2018b. Optimal order release dates for two-level assembly systems with stochastic lead times at each level. International Journal of Production Research, pp.1-17.

Bentaha, M.L., Voisin, A., Marangé, P., Battaïa, O. and Dolgui, A., 2016. Prise en compte de l'état des produits pour la planification de leur désassemblage. Revue D'intelligence Artificielle, 1, p.26.

Bertsekas, D.P., 2005. Dynamic programming and optimal control (Vol. 1, No. 3). Belmont, MA: Athena scientific.

Bogataj, D. and Bogataj, M., 2007. Measuring the supply chain risk and vulnerability in frequency space. International Journal of Production Economics, 108(1-2), pp.291-301.

Blackhurst, J.V., Scheibe, K.P. and Johnson, D.J., 2008. Supplier risk assessment and monitoring for the automotive industry. International Journal of Physical Distribution & Logistics Management, 38(2), pp.143-165.

BRENNAN, L. and GUPTA, S.M., 1996. Combined demand and lead time uncertainty with back-ordering in a multi-level product structure environment. Production planning & control, 7(1), pp.57-67.

Campbell, J.D., Jardine, A.K. and McGlynn, J. eds., 2016. Asset management excellence: optimizing equipment life-cycle decisions. CRC Press.

Chauhan, S.S., Dolgui, A. and Proth, J.M., 2009. A continuous model for supply planning of assembly systems with stochastic component procurement times. International Journal of Production Economics, 120(2), pp.411-417.

Chelbi, A., Ait-Kadi, D. and Aloui, H., 2008. Optimal inspection and preventive maintenance policy for systems with self-announcing and non-self-announcing failures. Journal of Quality in Maintenance engineering, 14(1), pp.34-45.

Cherkaoui, H., Huynh, K. T., & Grall, A. 2018. Quantitative assessments of performance and robustness of maintenance policies for stochastically deteriorating production systems. International Journal of Production Research, 56(3), 1089-1108.

Chung, S.H., Chan, F.T. and Chan, H.K., 2009. A modified genetic algorithm approach for scheduling of perfect maintenance in distributed production scheduling. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 22(7), pp.1005-1014.

Cormen, T.H., Leiserson, C.E., Rivest, R.L. and Stein, C., 2009. Introduction to algorithms. MIT press.

Colorni, A., Dorigo, M. et Maniezzo, V. 1991. Distributed optimization by ant-colonies. Proceedings of the first European Conference on Artificial Life (ECAL'91), edited by F. Verela and P. Bourgine, 134-142. Cambridge, Mass, USA, MIT Press

Damand D., Barth M. and Dkhil A., 2011. Paramétrage de la méthode MRP en environnement incertain: une revue de la littérature. Revue Française de Gestion Industrielle 30(1):75–105.

DeMarzo, P.M., Fishman, M.J., He, Z. and Wang, N., 2012. Dynamic agency and the q theory of investment. The Journal of Finance, 67(6), pp.2295-2340.

DeVore, R.A. and Temlyakov, V.N., 1996. Some remarks on greedy algorithms. Advances in computational Mathematics, 5(1), pp.173-187.

Ding, S.H. and Kamaruddin, S., 2015. Maintenance policy optimization—literature review and directions. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 76(5-8), pp.1263-1283.

Dolgui, A. and Prodhon, C., 2007. Supply planning under uncertainties in MRP environments: A state of the art. Annual Reviews in Control, 31(2), pp.269-279.

Dorigo, M. 1992. Optimization, learning and natural algorithms. PhD Thesis, Politecnico di Milano.

Dunn, R.L., 1987. Advanced maintenance technologies. Plant Engineering, 41(12), pp.80-93.

Durieux-Paris, S., Genin, P. and Thierry, C., 2007. Prise de décision dans la chaîne logistique en monde incertain. Document de synthèse du projet GDR MACS.

de Jonge, B., Teunter, R. and Tinga, T., 2017. The influence of practical factors on the benefits of condition-based maintenance over time-based maintenance. Reliability engineering & system safety, 158, pp.21-30.

Ebrahim Nejad, A. and Kuzgunkaya, O., 2015. On the value of response time characteristics in robust design of supply flow. Journal of Manufacturing Technology Management, 26(2), pp.213-230.

Elahi, E., Sheikhzadeh, M. and Lamba, N., 2014. An integrated outsourcing framework: Analyzing Boeing's outsourcing program for Dreamliner (B787). Knowledge and Process Management, 21(1), pp.13-28.

Eglese, R.W., 1990. Simulated annealing: a tool for operational research. European journal of operational research, 46(3), pp.271-281

Ferrer, G. and Whybark, D.C., 2001. Material planning for a remanufacturing facility. Production and Operations Management, 10(2), pp.112-124.

Flanagan, R. and Norman, G., 1993. Risk analysis for construction.

Faulkner, L. L. 2005. Maintenance, replacement and reliability theory and applications.

Galve, J.E., Elduque, D., Pina, C. and Javierre, C., 2016. Sustainable supply chain management: The influence of disposal scenarios on the environmental impact of a 2400 L waste container. Sustainability, 8(6), p.564.

Gaudenzi, B. and Borghesi, A., 2006. Managing risks in the supply chain using the AHP method. The International Journal of Logistics Management, 17(1), pp.114-136.

Geoffrion, A.M. and Van Roy, T.J., 1979. Caution: Common sense planning methods can be hazardous to your corporate health. Sloan Management Review (pre-1986), 20(4), p.31.

Gertsbakh, I.B., 1977. Models of preventive maintenance.

Giannakis, M. and Louis, M., 2011. A multi-agent based framework for supply chain risk management. Journal of Purchasing and Supply Management, 17(1), pp.23-31.

Ghobbar, A.A. and Friend, C.H., 2004. The material requirements planning system for aircraft maintenance and inventory control: a note. Journal of Air Transport Management, 10(3), pp.217-221.

Goh, M., Lim, J.Y. and Meng, F., 2007. A stochastic model for risk management in global supply chain networks. European Journal of Operational Research, 182(1), pp.164-173.

Goldberg, D., 1989. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison-Wessley Professional. Reading, USA.

Holland J., 1975. Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with application to biology. Control and artificial intelligence.

Govindan, K., Soleimani, H. and Kannan, D., 2015. Reverse logistics and closed-loop supply chain: A comprehensive review to explore the future. European Journal of Operational Research, 240(3), pp.603-626.

Gotzel, C. and Inderfurth, K., 2002. Performance of MRP in product recovery systems with demand, return and leadtime uncertainties. In Quantitative approaches to distribution logistics and supply chain management (pp. 99-114). Springer, Berlin, Heidelberg.

Guide V, Srivastava R., 2000. A review of techniques for buffering against uncertainty with MRP systems. Prod Plan Control 11(3):223–233

Guiras, Z., Hajej, Z., Rezg, N., & Dolgui, A. 2018a. Comparative Analysis of Heuristic Algorithms Used for Solving a Production and Maintenance Planning Problem (PMPP). Applied Sciences, 8(7), 1088.

Guiras, Z., Turki, S., Rezg, N., & Dolgui, A. 2018b. Optimal maintenance plan for two-level assembly system and risk study of machine failure. International Journal of Production Research, 1-18.

Guiras, Z., Turki, S., Rezg, N., & Dolgui, A. 2018c. Optimization of Two-Level Disassembly/Remanufacturing/Assembly System with an Integrated Maintenance Strategy. Applied Sciences, 8(5).

Gupta, S.M. and Taleb, K.N., 1994. Scheduling disassembly. The International Journal of Production Research, 32(8), pp.1857-1866.

Hajej, Z., Dellagi, S. and Rezg, N., 2009, August. An optimal production/maintenance planning under stochastic random demand, service level and failure rate. In 2009 IEEE International Conference on Automation Science and Engineering (pp. 292-297). IEEE.

Hajej, Z., Dellagi, S. and Rezg, N., 2011. Optimal integrated maintenance/production policy for randomly failing systems with variable failure rate. International Journal of Production Research, 49(19), pp.5695-5712.

Hajej, Zied, 2010. Contribution au développement de politiques de maintenance intégrée avec prise en compte du droit de rétractation et du remanufacturing.

Hajej, Z., Rezg, N. and Gharbi, A., 2017. Ecological optimization for forecasting production and maintenance problem based on carbon tax. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 88(5-8), pp.1595-1606.

Hallikas, J., Karvonen, I., Pulkkinen, U., Virolainen, V.M. and Tuominen, M., 2004. Risk management processes in supplier networks. International Journal of Production Economics, 90(1), pp.47-58.

Hamdi, F., 2017. Optimisation et planification de l'approvisionnement en présence du risque de rupture des fournisseurs (Doctoral dissertation, Ecole des Mines d'Albi-Carmaux).

Heckmann, I., Comes, T. and Nickel, S., 2015. A critical review on supply chain risk–Definition, measure and modeling. Omega, 52, pp.119-132.

Hennequin, S., Arango, G. and Rezg, N., 2009. Optimization of imperfect maintenance based on fuzzy logic for a single-stage single-product production system. Journal of Quality in Maintenance Engineering, 15(4), pp.412-429.

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), pp.906-915.

Hnaien, F., Delorme, X., and Dolgui, A. 2010. Multi-objective optimization for inventory control in two-level assembly systems under uncertainty of lead times. Computers and Operations Research, 37:1835–1843.

Hong, Z. and Lee, C.K.M., 2013. A decision support system for procurement risk management in the presence of spot market. Decision Support Systems, 55(1), pp.67-78.

Holland, J., 1975. Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with application to biology. Control and artificial intelligence.

Horst, R., & Pardalos, P. M. 1995. Handbook of global optimization, volume 2 of Nonconvex Optimization and its Applications. Kluwer Academic Publishers, 2(3), 4.

Hua, Z., Sun, Y. and Xu, X., 2011. Operational causes of bankruptcy propagation in supply chain. Decision Support Systems, 51(3), pp.671-681.

Hult, G.T.M., Craighead, C.W. and Ketchen, Jr, D.J., 2010. Risk uncertainty and supply chain decisions: a real options perspective. Decision Sciences, 41(3), pp.435-458.

Hugos, M.H., 2018. Essentials of supply chain management. John Wiley & Sons.

Hsieh, Y.J., 2011. Demand switching criteria for multiple products: An inventory cost analysis. Omega, 39(2), pp.130-137.

Inderfurth, K. and Jensen, T., 1999. Analysis of MRP policies with recovery options. In Modelling and decisions in economics (pp. 189-228). Physica, Heidelberg.

ISO/CEI Guide 73. 2002. Management du risque – Vocabulaire – principes directeurs pour les inclure dans les normes. ISO/CEI.

Ivanov, D., Dolgui, A., Sokolov, B. and Ivanova, M., 2016. Disruptions in supply chains and recovery policies: state-of-the art review. IFAC-PapersOnLine, 49(12), pp.1436-1441.

Ivanov, D., Dolgui, A., Sokolov, B. and Ivanova, M., 2017. Literature review on disruption recovery in the supply chain. International Journal of Production Research, pp.1-17.

Jüttner, U., Peck, H. and Christopher, M., 2003. Supply chain risk management: outlining an agenda for future research. International Journal of Logistics: Research and Applications, 6(4), pp.197-210.

Kahraman, C. and Oztaysi, B., 2014. Supply Chain Management Under Fuzziness. Springer.

Karnopp, D. C., 1963. Random Search Techniques for Optimization Problems. Automatica. 1 111-121.

Kenne, J.P. and Nkeungoue, L.J., 2008. Simultaneous control of production, preventive and corrective maintenance rates of a failure-prone manufacturing system. Applied numerical mathematics, 58(2), pp.180-194.

Kim, H.J., Lee, D.H., Xirouchakis, P. and Züst, R., 2003. Disassembly scheduling with multiple product types. CIRP Annals-Manufacturing Technology, 52(1), pp.403-406.

Kim, H.J., Lee, D.H., Xirouchakis, P. and Kwon, O.K., 2009. A branch and bound algorithm for disassembly scheduling with assembly product structure. Journal of the Operational Research Society, 60(3), pp.419-430.

Kolski, C. and Millot, P., 1993. Problems in telemaintenance and decision aid criteria for telemaintenance system design. International Journal of Industrial Ergonomics, 11(2), pp.99-106.

Koh, S.C.L., Saad, S.M. and Jones, M.H., 2002. Uncertainty under MRP-planned manufacture: review and categorization. International journal of production research, 40(10), pp.2399-2421.

Kull, T.J. and Talluri, S., 2008. A supply risk reduction model using integrated multicriteria decision making. IEEE Transactions on Engineering Management, 55(3), pp.409-419.

Lagadec, P., 1980. Politique, risque et processus de développement: Le risque technologique majeur (Doctoral dissertation).

Lagarias, J.C., Reeds, J.A., Wright, M.H. and Wright, P.E., 1998. Convergence properties of the Nelder--Mead simplex method in low dimensions. *SIAM Journal on optimization*, *9*(1), pp.112-147.

Langella, I.M., 2007. Heuristics for demand-driven disassembly planning. Computers & Operations Research, 34(2), pp.552-577.

Laugier, A., Allahwerdi, N., Baudin, J., Gaffney, P., Grimson, W., Groth, T. and Schilders, L., 1996. Remote instrument telemaintenance. Computer methods and programs in biomedicine, 50(2), pp.187-194.

Lie, C.H. and Chun, Y.H., 1986. An algorithm for preventive maintenance policy. IEEE Transactions on Reliability, 35(1), pp.71-75.

Lopes, I., Senra, P., Vilarinho, S., Sá, V., Teixeira, C., Lopes, J., Alves, A., Oliveira, J.A. and Figueiredo, M., 2016. Requirements specification of a computerized maintenance management system–A case study. Procedia CIRP, 52, pp.268-273.

Louly, M.A., Dolgui, A. and Hnaien, F., 2008. Supply planning for single-level assembly system with stochastic component delivery times and service-level constraint. International Journal of Production Economics, 115(1), pp.236-247.

Mazouni, M.H., 2008. Pour une meilleure approche du management des risques: de la modélisation ontologique du processus accidentel au système interactif d'aide à la décision (Doctoral dissertation, Institut National Polytechnique de Lorraine-INPL).

McNeil, A.J., Frey, R. and Embrechts, P., 2015. Quantitative risk management: Concepts, techniques and tools. Princeton university press.

Metropolis, N., Rosenbluth, A.W., Rosenbluth, M.N., Teller, A.H. and Teller, E., 1953. Equation of state calculations by fast computing machines. The journal of chemical physics, 21(6), pp.1087-1092.

Min, H., Ko, C. S., & Ko, H. J, 2006. The spatial and temporal consolidation of returned products in a closed-loop supply chain network. Computers & Industrial Engineering, 51(2), 309-320.

Moon, I., Jeong, Y.J. and Saha, S., 2016. Fuzzy bi-Objective production-distribution planning problem under the carbon emission constraint. Sustainability, 8(8), p.798.

Monchy, F., 1987. La fonction maintenance: Formation à la gestion de la maintenance industrielle. Masson.

Mula, J., Poler, R., Garcia-Sabater, J.P. and Lario, F.C., 2006. Models for production planning under uncertainty: A review. International journal of production economics, 103(1), pp.271-285.

Nakajima, S., 1987. La maintenance productive totale (TPM)[Total Productive Maintenance]: nouvelle vague de la production industrielle. Association française de normalisation.

Nakijima, S., 1989. La maintenance Productive Totale (TPM). Editions AFNOR gestion Paris.

Nakagawa, T., 1986. Periodic and sequential preventive maintenance policies. Journal of Applied Probability, 23(2), pp.536-542.

Nocedal, J. and Wright, S.J., 2006. Numerical optimization 2nd.

Nejad, A.E., Niroomand, I. and Kuzgunkaya, O., 2014. Responsive contingency planning in supply risk management by considering congestion effects. Omega, 48, pp.19-35.

Nelder, J.A. and Mead, R., 1965. A simplex method for function minimization. The computer journal, 7(4), pp.308-313.

Nodem, F.D., Kenné, J.P. and Gharbi, A., 2011. Simultaneous control of production, repair/replacement and preventive maintenance of deteriorating manufacturing systems. International Journal of Production Economics, 134(1), pp.271-282.

Peeters, J.R., Vanegas, P., Duflou, J.R., Mizuno, T., Fukushige, S. and Umeda, Y., 2013. Effects of boundary conditions on the end-of-life treatment of LCD TVs. CIRP Annals-Manufacturing Technology, 62(1), pp.35-38.

Perkgoz, C., Azaron, A., Katagiri, H., Kato, K. and Sakawa, M., 2007. A multi-objective lead time control problem in multi-stage assembly systems using genetic algorithms. European Journal of Operational Research, 180(1), pp.292-308.

Prakash, P.K.S., Ceglarek, D. and Tiwari, M.K., 2012. Constraint-based simulated annealing (CBSA) approach to solve the disassembly-scheduling problem. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 60(9-12), pp.1125-1137.

Price, K., Storn, R.M. and Lampinen, J.A., 2006. Differential evolution: a practical approach to global optimization. Springer Science & Business Media.

Priyono, A., Ijomah, W. and Bititci, U., 2016. Disassembly for remanufacturing: A systematic literature review, new model development and future research needs. Journal of Industrial Engineering and Management, 9(4), pp.899-932.

Raupp, F.M., Angeli, K.D., Alzamora, G.G. and Maculan, N., 2015. Mrp optimization model for a production system with remanufacturing. Pesquisa Operacional, 35(2), pp.311-328.

Rastrigin, L. A., 1963. The Convergence of the Random Search Method in the Extremal Control of a Many-Parameter System. Automat. Remote Control. 24. 1337-1342.

Ren, Y., Tian, G., Zhao, F., Yu, D. and Zhang, C., 2017. Selective cooperative disassembly planning based on multi-objective discrete artificial bee colony algorithm. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 64, pp.415-431.

Rezg, N., Xie, X., & Mati,Y , 2004. Joint optimization of preventive maintenance and inventory control in a production line using simulation. International Journal of Production Research 44:2029-2046.

Rezg, N., Dellagi, S. and Chelbi, A., 2008. Joint optimal inventory control and preventive maintenance policy. International Journal of Production Research, 46(19), pp.5349-5365.

Samet, S., Chelbi, A. and Ben Hmida, F., 2010. Optimal availability of failure-prone systems under imperfect maintenance actions. Journal of Quality in Maintenance Engineering, 16(4), pp.395-412.

Sanchez, B. and Haas, C., 2018. A novel selective disassembly sequence planning method for adaptive reuse of buildings. Journal of Cleaner Production, 183, pp.998-1010.

Schoenherr, T., Tummala, V.R. and Harrison, T.P., 2008. Assessing supply chain risks with the analytic hierarchy process: Providing decision support for the offshoring decision by a US manufacturing company. Journal of Purchasing and Supply Management, 14(2), pp.100-111.

Schrijver, A., 1998. Theory of linear and integer programming. John Wiley & Sons.

Sharma, V., Garg, S.K. and Sharma, P.B., 2016. Identification of major drivers and roadblocks for remanufacturing in India. Journal of Cleaner Production, 112, pp.1882-1892.

Shear, H., Speh, T. W., & Stock, J. R, 2003. The warehousing link of reverse logistics. In Presented at the 26th annual warehousing education and research council conference, San Francisco, CA.

Shi D., 2004, A review of enterprise supply chain risk management, Journal Of Systems Science And Systems Engineering, Vol. 13, No. 2, pp.219-244.

Singer, S. Saša Singer and John Nelder, 2009. Scholarpedia, 4 (7): 2928. doi: 10.4249/scholarpedia. 2928 revision# 89019

Stadtler, H., 2008. Supply chain management—an overview. In Supply chain management and advanced planning (pp. 9-36). Springer, Berlin, Heidelberg.

Stawowy, A., 2008. Evolutionary based heuristic for bin packing problem. Computers & Industrial Engineering, 55(2), pp.465-474.

Storn, R., & Price, K. 1997. Differential evolution–a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. Journal of global optimization, 11(4), 341-359.

Taleb, K.N. and Gupta, S.M., 1997. Disassembly of multiple product structures. Computers & Industrial Engineering, 32(4), pp.949-961.

Tang, C.X.H., Lau, H.C. and Ho, G.T., 2008. A conceptual fuzzy-genetic algorithm framework for assessing the potential risks in supply chain management. International Journal of Risk Assessment and Management, 10(3), pp.263-271.

Tam, B.N., 2015. Improved Self-Adaptive Control Parameters in Differential Evolution Algorithm for Complex Numerical Optimization.

Tuncel, G. and Alpan, G., 2010. Risk assessment and management for supply chain networks: A case study. Computers in industry, 61(3), pp.250-259.

Turki, S., Didukh, S., Sauvey, C. and Rezg, N., 2017. Optimization and analysis of a manufacturing–remanufacturing–transport–warehousing system within a closed-loop supply chain. Sustainability, 9(4), p.561.

Turki, S. and Rezg, N., 2018. Unreliable manufacturing supply chain optimisation based on an infinitesimal perturbation analysis. International Journal of Systems Science: Operations & Logistics, 5(1), pp.25-44.

Tsang, A.H., 1995. Condition-based maintenance: tools and decision-making. Journal of Quality in Maintenance Engineering, 1(3), pp.3-17.

Vaurio, J.K., 2011. Importance measures in risk-informed decision-making: Ranking, optimisation and configuration control. Reliability Engineering & System Safety, 96(11), pp.1426-1436.

Wakolbinger, T. and Cruz, J.M., 2011. Supply chain disruption risk management through strategic information acquisition and sharing and risk-sharing contracts. International Journal of Production Research, 49(13), pp.4063-4084.

Wang, H. and Pham, H., 1999. Some maintenance models and availability withimperfect maintenance in production systems. Annals of Operations Research, 91, pp.305-318.

Weigert, G., Henlich, T., & Klemmt, A. 2011. Modelling and optimisation of assembly processes. International Journal of Production Research, 49(14), 4317-4333.

Wu, D., Olson, D.L. and Dolgui, A., 2015. Decision making in enterprise risk management: A review and introduction to special issue.

Wu, D.D. and Olson, D., 2010. Enterprise risk management: a DEA VaR approach in vendor selection. International Journal of Production Research, 48(16), pp.4919-4932.

Wu, T., Blackhurst, J. and Chidambaram, V., 2006. A model for inbound supply risk analysis. Computers in industry, 57(4), pp.350-365.

Wu, T., Huang, S., Blackhurst, J., Zhang, X. and Wang, S., 2013. Supply chain risk management: An agent-based simulation to study the impact of retail stockouts. IEEE Transactions on Engineering Management, 60(4), pp.676-686.

Xia, K., Gao, L., Wang, L., Li, W. and Chao, K.M., 2015. A semantic information services framework for sustainable weee management toward cloud-based remanufacturing. Journal of manufacturing science and engineering, 137(6), p.061011.

Xie, M., Wang, J. and Chen, K., 2016. Coordinated development analysis of the "resources-environment-ecology-economy-society" complex system in China. Sustainability, 8(6), p.582.

Yeung, J.H.Y., Wong, W.C.K. and Ma, L., 1998. Parameters affecting the effectiveness of MRP systems: a review. International journal of production research, 36(2), pp.313-332.

Yu, B., Wu, E., Chen, C., Yang, Y., Yao, B.Z. and Lin, Q., 2017. A general approach to optimize disassembly sequence planning based on disassembly network: A case study from automotive industry. Advances in Production Engineering & Management, 12(4), pp.305-320.

Zhang, Z.F., Feng, Y.X., Tan, J.R., Jia, W.Q. and Yi, G.D., 2015. A novel approach for parallel disassembly design based on a hybrid fuzzy-time model. Journal of Zhejiang University-SCIENCE A, 16(9), pp.724-736.

Zhou, X., Xi, L. and Lee, J., 2007. Reliability-centered predictive maintenance scheduling for a continuously monitored system subject to degradation. Reliability Engineering & System Safety, 92(4), pp.530-534.