

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITÉ ABDELHAMID IBN BADIS - MOSTAGANEM
FACULTÉ DES SCIENCES EXACTES ET DE L'INFORMATIQUE
DÉPARTEMENT DE MATHÉMATIQUES ET INFORMATIQUE
FILIÈRE : MATHÉMATIQUES



MÉMOIRE DE FIN D'ÉTUDES

Pour l'Obtention du Diplôme de Master en Mathématiques délivré par

Université de Mostaganem

Spécialité "Modélisation, Contrôle et Optimisation"

présenté par :

Nor-El-Houda AMARA

Optimisation multi objectif pour la production industrielle

soutenu publiquement le 11 Juin 2025 devant le jury composé de :

Président :	Abdessamad AMIR	prof	UMAB
Examinatrice :	Naima BENMEGHANIA	MCB	UMAB
Encadrant :	Abdelkader BOUADJEMI	MCA	UMAB
Co-encadrante :	Thiziri SIFAUI	MCA	U.Tamanrasset

Année Universitaire : 2024 / 2025

M
A
S
T
E
R

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à :

Mes très chers parents.

Mes chers grands parents.

La mémoire de mon grand père.

Mes chères sœurs
Chaimaa, Aya et Meriem.

Mes chères tantes et chers oncles.

Toute ma famille
Cousins, cousines.

Mon encadrant Abdelkader Bouadjemi

Et, à tous mes enseignants.

Remerciements

Mes remerciements s'adressent tout d'abord au Dieu tout-puissant de m'avoir donné tout ce que je possède et de guider mes pas vers le chemin du savoir.

Je tiens à exprimer ma plus profonde gratitude à Monsieur Abdelkader BOUADJEMI, mon encadrant, pour sa disponibilité, ses conseils avisés et son accompagnement constant tout au long de ce travail.

Je remercie également Madame Thiziri SIFAOU, ma co-encadrante, pour son soutien, ses remarques constructives et sa bienveillance.

Mes remerciements les plus sincères vont à l'ensemble des membres du jury :

Monsieur Abdessamad AMIR, Professeur à l'UMAB, Président du jury.

Madame Naima BENMEGHNIA, Maître de Conférences classe B à l'UMAB, Examinatrice, pour l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant d'évaluer ce mémoire.

J'adresse également mes sincères remerciements à tous mes enseignants pour la qualité de leur enseignement et leur dévouement, qui ont grandement contribué à ma formation.

Je remercie chaleureusement mes parents pour leur soutien indéfectible, leur patience et leurs encouragements constants, ainsi que toute ma famille et mes amis pour leur présence et leur aide précieuse durant cette aventure académique.

À toutes celles et ceux qui, de près ou de loin, ont participé à la réalisation de ce travail, trouvez ici l'expression de ma profonde reconnaissance.

Table des matières

Liste des tableaux	v
Table des figures	vi
Introduction	1
1 L'optimisation multi-objectifs : Concepts et fondamentaux	3
1 Introduction	3
2 Un problème d'optimisation	3
3 La classification des problèmes multi-objectifs	5
4 Optimisation multi-objectifs	5
5 Solutions de Pareto	7
6 NSGA-II pour la résolution de problèmes multi-objectifs	10
7 Conclusion	11
2 La production industrielle et ses enjeux modernes	12
1 Introduction	12
2 Typologie des systèmes de production	12
3 Objectifs et contraintes en production	14
4 Ordonnancement de la production	15
5 Maintenance prédictive et intégration dans la production	16
6 Systèmes d'entreposage intelligents	17
7 Conclusion	18
3 Application de l'optimisation multi-objectifs dans la production industrielle intelligente	19
1 Introduction	19
2 Application 1 : Optimisation conjointe de la maintenance prédictive et de l'ordonnancement	20
3 Application 2 : Optimisation de l'allocation des ressources dans un système de production intelligent	26
4 Conclusion	32
Conclusion	33
Annexe	34
5 Vocabulaire et définitions	34
6 loi de Weibull	35

Bibliographie	36
----------------------	-----------

Liste des tableaux

1.1	Comparaison entre deux solutions non dominées	7
1.2	La solution A domine la solution C	8
3.1	Variables du modèle intégré de production et de maintenance prédictive . .	21
3.2	Temps de traitement (en minutes) des travaux sur les machines	24
3.3	Délais de livraison des travaux (en minutes)	24
3.4	Coefficients de pénalité de livraison	24
3.5	Coefficients de coût par machine	24
3.6	Paramètres de maintenance	25
3.7	Résultats des solutions simulées	25
3.8	Données utilisées pour la simulation	30

Table des figures

1.1	Les différents espaces de recherche	4
1.2	Classification des problèmes multi-objectifs	5
1.3	Front de Pareto illustrant les compromis entre deux objectifs conflictuels.	9
1.4	Illustration des notions de dominance, optimalité de Pareto et front de Pareto	9
2.1	Typologie des systèmes de production	13
2.2	Exemple d'organisation Flow-Shop	13
2.3	Exemple d'organisation Job-Shop	14
2.4	ordonnancement	15
2.5	Maintenance prédictive et intégration dans la production	16
2.6	Systèmes d'entrepasage intelligents	17
3.1	Front de Pareto obtenu à partir des résultats simulés	25
3.2	Représentation du <i>Fishbone layout</i> utilisé pour l'optimisation de l'allocation des ressources.	26
3.3	Évolution de la fitness d_1 (temps d'accès) selon les itérations	30
3.4	Évolution de la fitness d_2 (stabilité des rayonnages)	31
3.5	Front de Pareto obtenu – NSGA-II vs NSGA-II amélioré	31
3.6	Les différents minima	35

Introduction générale

La production industrielle moderne évolue dans un environnement de plus en plus complexe, concurrentiel et dynamique. Les entreprises industrielles doivent désormais faire face à des exigences souvent contradictoires : augmenter la productivité, réduire les coûts, améliorer la qualité, tout en respectant les normes environnementales et les délais de livraison [20]. Dans ce contexte, les méthodes classiques de prise de décision, centrées sur un seul objectif à optimiser, s'avèrent souvent insuffisantes. C'est dans cette optique que l'optimisation multi-objectifs s'impose comme une approche incontournable pour répondre aux défis industriels contemporains [4].

Contrairement aux approches mono-objectif, les méthodes d'optimisation multi-objectifs visent à fournir un ensemble de solutions de compromis, appelées solutions de Pareto, parmi lesquelles le décideur peut choisir en fonction de ses priorités [5]. Ces méthodes sont particulièrement utiles dans les environnements industriels où les performances globales résultent de la conciliation de plusieurs critères, parfois antagonistes, tels que le coût de production, la qualité du produit, le délai de fabrication, ou encore l'impact environnemental [13].

L'essor de l'industrie 4.0, caractérisée par l'intégration massive des technologies numériques, de l'intelligence artificielle et des systèmes cyber-physiques, a accéléré la transformation des systèmes de production vers des modèles plus flexibles, intelligents et autonomes [22]. L'industrie 4.0 désigne la quatrième révolution industrielle, fondée sur la connectivité des équipements, les données en temps réel, l'automatisation avancée et l'usage de l'intelligence artificielle pour la prise de décision. Dans ce contexte, l'optimisation multi-objectifs s'intègre harmonieusement dans la logique de pilotage avancé, en tenant compte des interdépendances entre processus, des incertitudes opérationnelles, et des stratégies de maintenance prévisionnelle [23]. D'un point de vue méthodologique, plusieurs algorithmes d'optimisation ont été développés pour résoudre des problèmes multi-objectifs, parmi lesquels les plus utilisés dans l'industrie sont les algorithmes évolutionnaires tels que NSGA-II (Nondominated Sorting Genetic Algorithm II) [5]. Ce type d'algorithme est capable de générer un front de Pareto bien réparti, tout en conservant une diversité de solutions et en assurant une convergence vers des solutions optimales globales. Ces approches sont de plus en plus couplées à des techniques d'intelligence artificielle, notamment dans les domaines de la maintenance prédictive et de l'ordonnement [21].

L'application de l'optimisation multi-objectifs dans la production industrielle est aujourd'hui un domaine de recherche en plein essor. Elle concerne des problématiques variées : allocation optimale des ressources, planification conjointe de la production et de la maintenance, gestion des entrepôts intelligents, ou encore conception de chaînes logistiques durables [15, 8, 16]. Ces travaux visent non seulement à améliorer l'efficacité opé-

rationnelle des ateliers industriels, mais aussi à fournir aux décideurs des outils d'aide à la décision capables de prendre en compte la complexité et la variabilité des environnements industriels.

L'objectif de ce mémoire est d'explorer et démontrer comment les méthodes d'optimisation multi-objectifs peuvent être exploitées pour améliorer la performance des systèmes de production industrielle. Pour cela, le travail s'organise autour de trois axes principaux :

- Étudier la problématique d'ordonnancement dans les ateliers de type Job-Shop,
- Intégrer la maintenance prédictive dans le modèle d'ordonnancement afin de renforcer la fiabilité et la disponibilité des ressources,
- Développer ou appliquer une approche d'optimisation multi-objectifs permettant de concilier plusieurs critères de performance.

Enfin, ce mémoire propose des cas d'application concrets afin d'évaluer et comparer les résultats obtenus, illustrant ainsi la pertinence des méthodes développées.

Le premier chapitre présente les bases de l'optimisation multi-objectifs : définitions, formulation mathématique, notions de dominance et solutions de Pareto, ainsi que les méthodes de résolution, notamment l'algorithme évolutionnaire NSGA-II [5].

Le deuxième chapitre analyse les systèmes de production industrielle, leurs types (Flow-Shop, Job-Shop, production continue ou unitaire), contraintes, objectifs (coût, qualité, délai) et enjeux liés à la maintenance prédictive et à l'ordonnancement [20].

Le troisième chapitre illustre deux applications concrètes : l'optimisation conjointe de l'ordonnancement et de la maintenance prédictive en atelier Job-Shop [23], et l'allocation optimale des ressources dans un système intelligent à layout Fishbone [15].

Ces études démontrent l'intérêt de l'optimisation multi-objectifs dans des contextes industriels complexes, en proposant des solutions réalistes et adaptables.

En conclusion, ce mémoire vise à fournir des outils adaptés aux enjeux de performance et durabilité des entreprises industrielles, tout en approfondissant la compréhension et l'intégration des méthodes multi-objectifs dans les systèmes de production futurs.

L'optimisation multi-objectifs : Concepts et fondamentaux

1 Introduction

L'optimisation joue un rôle central dans de nombreux domaines comme l'ingénierie, l'économie ou encore la logistique, où il s'agit souvent de prendre les meilleures décisions possibles en tenant compte de plusieurs contraintes. Concrètement, cela revient à chercher la ou les meilleures solutions parmi toutes celles qui sont réalisables, en fonction d'un ou plusieurs objectifs à atteindre.

Dans la réalité, les problèmes auxquels on est confronté impliquent rarement un seul objectif. Il faut, par exemple, réduire les coûts tout en maintenant une bonne qualité de production, ou encore augmenter la productivité sans dépasser certaines limites environnementales. Ce genre de situations conduit à ce qu'on appelle des problèmes d'optimisation multi-objectifs. Dans ces cas-là, il n'existe généralement pas une unique solution parfaite, mais plutôt un ensemble de compromis qu'on appelle « solutions de Pareto », chacune représentant un équilibre possible entre les différents objectifs.

Dans ce chapitre, nous allons poser les bases de l'optimisation : comment on formule un problème sous contraintes, comment on aborde les situations où plusieurs objectifs doivent être pris en compte, et surtout, comment on peut comparer différentes alternatives grâce à la notion de dominance, ainsi que leurs principales méthodes de résolution.

. Cela nous permettra de mieux comprendre ce que signifient les solutions de Pareto dans un contexte multi-critères.

2 Un problème d'optimisation

On définit un problème d'optimisation comme la recherche du minimum ou du maximum d'une fonction donnée. Il est également possible de trouver des problèmes d'optimisation dans lesquels les variables sont soumises à certaines contraintes dans l'espace de recherche..

Dans ce contexte, nous aurons une version spécifique de ce que l'on désignera comme un problème d'optimisation sous contraintes.

L'exigence de l'optimisation découle de la nécessité pour l'ingénieur de livrer à l'utilisateur un système qui réponde mieux au cahier des charges. Ce système doit être conçu pour :

- Occuper le volume minimum nécessaire à son bon fonctionnement (coût des matières premières),
- Consommer le minimum d'énergie (coût de fonctionnement),
- Répondre à la demande de l'utilisateur (cahier des charges).

Mathématiquement parlant, un problème d'optimisation se présente sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \min & f(x) & \text{(fonction à optimiser)} \\ \text{avec} & g(x) \leq 0 & \text{(m contraintes d'inégalité)} \\ \text{et} & h(x) = 0 & \text{(p contraintes d'égalité)} \end{cases} \quad (1.1)$$

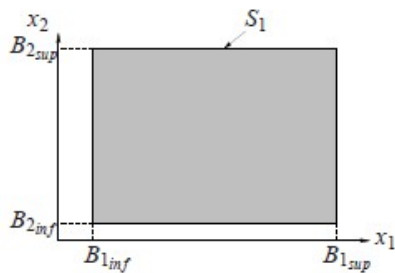
On a $x \in \mathbb{R}^n$, $g(x) \in \mathbb{R}^m$ et $h(x) \in \mathbb{R}^p$. [4]

Ici, les vecteurs $g(x)$ et $h(x)$ représentent respectivement m contraintes d'inégalité et p contraintes d'égalité.

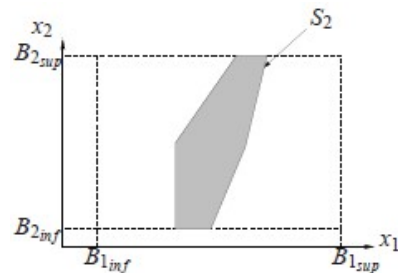
Cet ensemble de contraintes délimite un espace restreint de recherche de la solution optimale.

En général, on trouve deux types de contraintes :

- Des contraintes de type $a_i \leq x_i \leq b_i$. Les vecteurs x qui vérifient ces contraintes définissent l'espace de recherche. Cet espace est représenté à la figure (1.1) ($n = 2$).
- Des contraintes de type $C_j(x) \leq 0$ ou $C_j(x) = 0$. Les valeurs de x qui vérifient ces contraintes définissent l'espace des solutions réalisables. Cet espace est représenté à la figure (1.2) ($n = 2$).



(a) L'espace de recherche (1.1)



(b) L'espace des solutions réalisables (1.2)

FIGURE 1.1 – Les différents espaces de recherche

2.1 Exemple

Une usine qui fabrique deux produits : le **Produit A** et le **Produit B**. Chaque produit nécessite du **temps machine** et de la **main-d'œuvre**, qui sont des ressources limitées. L'objectif est de déterminer combien d'unités de chaque produit il faut fabriquer chaque jour afin de **maximiser le profit** total.

Données du problème :

- Chaque unité du Produit A (noté x_1) nécessite :
 - 2 heures de machine
 - 3 heures de main-d'œuvre
 - Apporte un profit de 40 DA
- Chaque unité du Produit B (noté x_2) nécessite :
 - 1 heure de machine
 - 2 heures de main-d'œuvre
 - Apporte un profit de 30 DA

- Ressources disponibles par jour :
 - 100 heures de machine
 - 120 heures de main-d'œuvre

Modélisation mathématique :

$$\begin{cases} \text{Max } Z = 40x_1 + 30x_2 \\ 2x_1 + x_2 \leq 100 \\ 3x_1 + 2x_2 \leq 120 \\ x_1 \geq 0 \\ x_2 \geq 0 \end{cases}$$

3 La classification des problèmes multi-objectifs

On peut classer les différents problèmes d'optimisation que l'on rencontre dans la vie courante en fonction de leurs caractéristiques :[4]

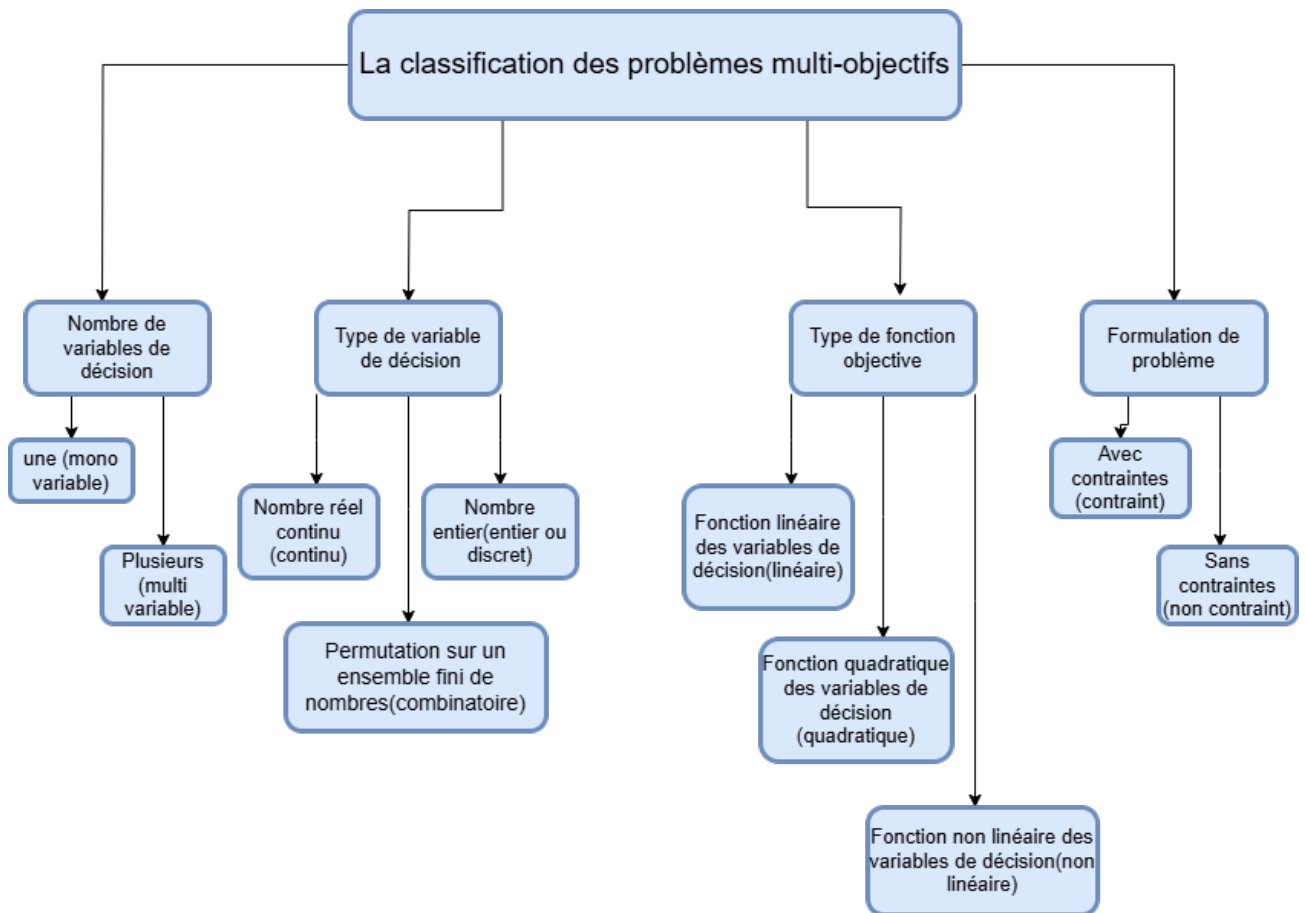


FIGURE 1.2 – Classification des problèmes multi-objectifs

4 Optimisation multi-objectifs

Un problème d'optimisation multi-objectifs comporte un certain nombre de fonctions objectives qui doivent être minimisées ou maximisées, comme dans le cas d'optimisation mono-objectifs.

Ici aussi, le problème comporte généralement un certain nombre de contraintes auxquelles toute solution réalisable (y compris la solution optimale) doit satisfaire.

Dans ce qui suit, nous présenterons le problème d'optimisation multi-objectifs sous sa forme générale :[5]

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Min/Max } f_m(x), \quad m = 1, 2, \dots, M; \\ \\ g_j(x) \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, J; \\ \\ h_k(x) = 0, \quad k = 1, 2, \dots, K; \\ \\ x_i^{(L)} \leq x_i \leq x_i^{(U)}, \quad i = 1, 2, \dots, n. \end{array} \right.$$

Nous supposerons dans la suite que l'ensemble des contraintes admet au moins une solution réalisable, c'est-à-dire qu'il existe au moins un vecteur x satisfaisant toutes les contraintes du problème.

4.1 Exemple

Une entreprise fabrique deux produits x_1 et x_2 . Elle souhaite maximiser son profit tout en minimisant sa consommation de ressources.

Données :

- Profit par unité :
 - x_1 : 5 DA
 - x_2 : 3 DA
- Ressource consommée par unité :
 - x_1 : 4 unités
 - x_2 : 2 unités
- Ressources totales disponibles : 20 unités

Objectifs :

Maximiser $f_1(x_1, x_2) = 5x_1 + 3x_2$

Minimiser $f_2(x_1, x_2) = 4x_1 + 2x_2$

Contraintes :

$$4x_1 + 2x_2 \leq 20$$

$$x_1 \geq 0$$

$$x_2 \geq 0$$

Formulation du problème :

$$\left\{ \begin{array}{ll} \max & f_1(x_1, x_2) \\ \min & f_2(x_1, x_2) \\ & 4x_1 + 2x_2 \\ & x_1 \geq 0, \quad x_2 \geq 0 \end{array} \right. \begin{array}{l} = 5x_1 + 3x_2 \\ = 4x_1 + 2x_2 \\ \leq 20 \\ \end{array} \quad (1.2)$$

5 Solutions de Pareto

5.1 La dominance

La plupart des algorithmes d'optimisation multi-objectifs utilisent le concept de dominance. Dans ces algorithmes, deux solutions sont comparées en fonction du fait que l'une domine l'autre ou non.

Nous allons décrire le concept de la dominance dans le paragraphe suivant.

Afin d'optimiser un ensemble de M fonctions objectives, on peut couvrir à la fois la minimisation et la maximisation des fonctions objectives.

Nous utilisons l'opérateur $<$ entre deux solutions i et j pour indiquer que la solution i est meilleure que la solution j sur un objectif particulier. De même, $i > j$ pour un objectif particulier implique que la solution i est pire que la solution j sur cet objectif.

Par exemple, si une fonction objective doit être minimisée, l'opérateur $<$ correspond à l'opérateur $<$. Si elle est à maximiser, on utilise l'opérateur $>$. Dans la suite, nous considérons que toutes les fonctions objectifs $f_j(x)$ sont à minimiser. Cela permet de formuler la relation de dominance de Pareto de manière cohérente et unifiée. Dans ce cadre, nous donnons la définition suivante :

Définition

Une solution $x_{(1)}$ est dite **dominer** une autre solution $x_{(2)}$ si les deux conditions suivantes sont respectées : [5]

1. La solution $x_{(1)}$ n'est pas pire que $x_{(2)}$ pour tous les objectifs, c'est-à-dire :

$$f_j(x_{(1)}) \leq f_j(x_{(2)}), \quad \text{pour tout } j = 1, \dots, M$$

2. La solution $x_{(1)}$ est strictement meilleure que $x_{(2)}$ sur au moins un objectif, c'est-à-dire :

$$\exists j \in \{1, \dots, M\} \quad \text{tel que} \quad f_j(x_{(1)}) < f_j(x_{(2)})$$

Si l'une des conditions n'est pas satisfaite, alors $x_{(1)}$ ne domine pas $x_{(2)}$.

En notation mathématique $x_{(1)} \preceq x_{(2)}$, on peut aussi écrire :

- $x_{(2)} < x_{(1)}$ (i.e. $x_{(2)}$ est dominée par $x_{(1)}$)
- $x_{(2)} \not< x_{(1)}$ (i.e. $x_{(2)}$ n'est pas dominée par $x_{(1)}$)
- $x_{(1)}$ n'est pas inférieur à $x_{(2)}$

Exemple

Considérons un problème d'optimisation multi-objectifs avec deux fonctions à minimiser : le **coût de production** (en euros) et le **temps de fabrication** (en heures).

Voici deux solutions possibles :

Solution	Coût (DA)	Temps (heures)
A	100	5
B	95	6

TABEAU 1.1 – Comparaison entre deux solutions non dominées

La solution B est moins coûteuse mais prend plus de temps. La solution A, quant à elle, est plus rapide mais plus chère. Ainsi, aucune des deux solutions ne domine l'autre, car chacune est meilleure selon un critère différent.

Considérons maintenant une autre solution C :

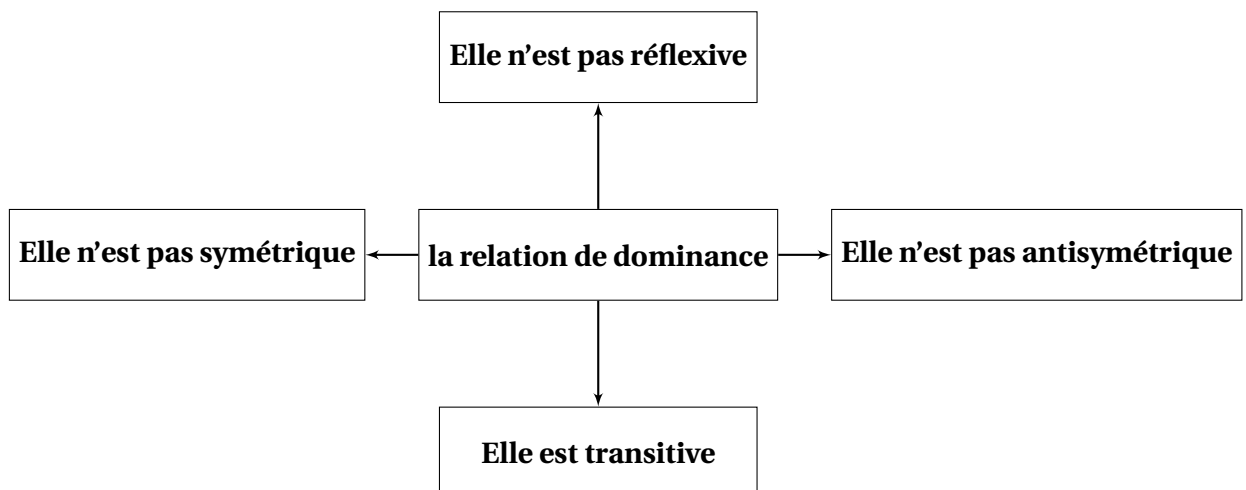
Solution	Coût (DA)	Temps (heures)
A	100	5
C	110	6

TABEAU 1.2 – La solution A domine la solution C

Dans ce cas, la solution A est à la fois moins chère et plus rapide que la solution C. On dit donc que **la solution A domine la solution C** au sens de Pareto.

5.2 Propriétés de la relation de dominance

Voyons maintenant les propriétés des relations binaires associées à l'opération de domination.



Optimalité de Pareto

Définition d'une solution de Pareto

Définition

Un *vecteur de décision* $x^* \in S$ est dit **optimal au sens de Pareto** s'il n'existe **aucun autre vecteur de décision** $x \in S$ tel que :

$$f_i(x) \leq f_i(x^*) \quad \text{pour tout } i = 1, \dots, k \quad \text{et} \quad f_j(x) < f_j(x^*) \quad \text{pour au moins un indice } j.$$

L'espace Z désigne l'*ensemble des vecteurs objectifs* (ou *espace des critères*), obtenus en évaluant les solutions réalisables dans l'espace de décision S . Chaque vecteur $z \in Z$ représente les valeurs des fonctions objectives associées à une solution donnée.

Un *vecteur objectif* $z^* \in Z$ est également **optimal au sens de Pareto** s'il n'existe **aucun autre vecteur objectif** $z \in Z$ tel que :

$$z_i \leq z_i^* \quad \text{pour tout } i = 1, \dots, k \quad \text{et} \quad z_j < z_j^* \quad \text{pour au moins un indice } j.$$

Autrement dit, z^* est optimal au sens de Pareto si le vecteur de décision qui lui correspond est lui-même optimal au sens de Pareto. [13]

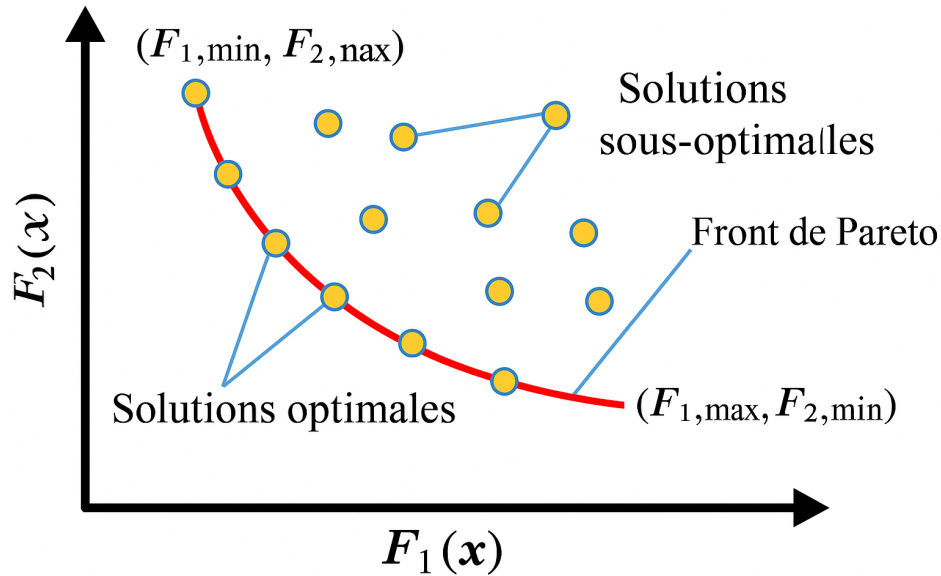


FIGURE 1.3 – Front de Pareto illustrant les compromis entre deux objectifs conflictuels.

Front de Pareto

Un point $x^* \in X$ est dit un optimum de Pareto (ou un point efficace global, non-dominé ou point non-inférieur) pour un POMO si et seulement s'il n'existe pas un $x \in X$ qui le domine (voir la figure 1.3). Toutes les solutions du front de Pareto sont des solutions sur le contour de l'espace des critères faisables Z . En d'autres termes, le front de Pareto ou la frontière Pareto est construite avec les solutions x^* qui dominent toutes les autres mais ne se dominent pas entre elles (voir la figure 1.3). [1]

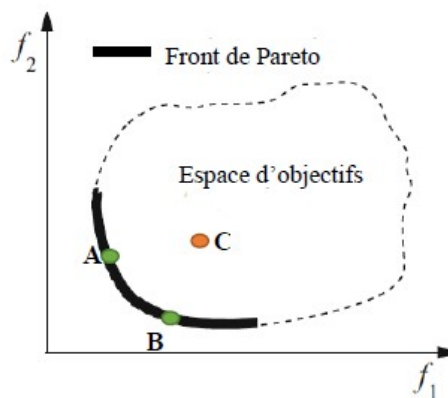


FIGURE 1.4 – Illustration des notions de dominance, optimalité de Pareto et front de Pareto

Comme nous pouvons le constater sur la figure 1.3, les deux points A et B dominent le point C mais A et B sont incomparables au sens de dominance. Ces deux points sont des optimums globaux de Pareto et appartiennent à l'ensemble des solutions du front de Pareto.

6 NSGA-II pour la résolution de problèmes multi-objectifs

L'algorithme **NSGA-II** (*Nondominated Sorting Genetic Algorithm II*) est une méthode évolutionnaire introduite par Kalyanmoy Deb et al. (2002) pour résoudre des problèmes d'optimisation multi-objectifs. Il améliore considérablement la première version de NSGA en intégrant :

- une complexité algorithmique réduite,
- un mécanisme d'élitisme,
- une méthode efficace de préservation de la diversité sans paramètre de partage.

NSGA-II est aujourd'hui une référence dans les algorithmes évolutionnaires multi-objectifs en raison de sa simplicité et de son efficacité[6].

6.1 Principe général

L'objectif de NSGA-II est de générer une population d'individus offrant un compromis entre qualité (convergence vers le front de Pareto) et diversité (répartition des solutions sur ce front). À chaque génération, l'algorithme applique un tri non dominé, une estimation de densité (distance de crowding), des opérateurs de sélection, croisement et mutation, et une fusion élitiste des populations successives.

6.2 Étapes détaillées de l'algorithme

a) Initialisation Une population initiale P_0 de taille N est générée aléatoirement. Chaque individu est évalué selon les fonctions objectifs $f_1, f_2, \dots, f_M$.

b) Tri non dominé (Fast Non-dominated Sorting) Les individus sont classés en plusieurs fronts :

- F_1 : solutions non dominées,
- F_2 : solutions dominées uniquement par celles de F_1 , etc.

Pour chaque solution p , on calcule :

- n_p : nombre de solutions qui dominent p ,
- S_p : ensemble des solutions que p domine.

Les individus avec $n_p = 0$ forment F_1 , puis l'on poursuit itérativement.

c) Distance de crowding Pour chaque front, on calcule une distance de crowding qui mesure la densité locale :

- Les extrêmes obtiennent une distance infinie,
- Les autres reçoivent la somme des différences normalisées avec leurs voisins.

Cette distance favorise les solutions isolées dans l'espace objectif.

d) Sélection (Crowded Tournament Selection) Basée sur :

- Le rang de non-domination,
- La distance de crowding.

On utilise une sélection par tournoi binaire : on choisit la solution avec le rang le plus bas, ou en cas d'égalité, celle avec la plus grande distance de crowding.

e) Croisement et mutation On applique des opérateurs génétiques :

- Croisement simulé binaire (SBX),
- Mutation polynomiale.

f) Fusion élitiste Une population combinée $R_t = P_t \cup Q_t$ est créée. Elle est triée par non-domination et l'on sélectionne les meilleurs individus jusqu'à atteindre N éléments. Si un front dépasse la taille restante, on trie selon la distance de crowding.

6.3 Pseudo-code de NSGA-II

Algorithm 1.1 NSGA-II

```

1: Initialiser la population  $P_0$  de taille  $N$ 
2: Évaluer  $P_0$ 
3: for  $t = 0$  à  $T_{max}$  do
4:   Générer  $Q_t$  par sélection, croisement et mutation
5:    $R_t \leftarrow P_t \cup Q_t$ 
6:   Appliquer le tri non dominé sur  $R_t$  pour obtenir les fronts  $F_1, F_2, \dots$ 
7:    $P_{t+1} \leftarrow \emptyset$ 
8:   for all  $F_i$  do
9:     if  $|P_{t+1}| + |F_i| \leq N$  then
10:       Calculer la distance de crowding dans  $F_i$ 
11:        $P_{t+1} \leftarrow P_{t+1} \cup F_i$ 
12:     else
13:       Trier  $F_i$  par distance décroissante
14:       Ajouter les premiers de  $F_i$  à  $P_{t+1}$  jusqu'à taille  $N$ 
15:     break
16:   end if
17: end for
18: end for

```

7 Conclusion

L'optimisation joue un rôle essentiel dans l'amélioration des performances des systèmes complexes, en particulier dans les domaines techniques et industriels. Grâce à différentes méthodes de résolution, qu'elles soient exactes ou approchées, il est possible de répondre à une large variété de problèmes réels. Ce chapitre a permis de poser les bases théoriques nécessaires à la compréhension des modèles d'optimisation qui seront appliqués dans les chapitres suivants, notamment dans le contexte industrielle.

La production industrielle et ses enjeux modernes

1 Introduction

La production industrielle est l'ensemble des activités qui permettent de transformer des matières premières en produits finis, à l'aide de machines, d'outils et de personnel qualifié. Elle constitue une fonction clé dans de nombreux secteurs comme l'automobile, l'agroalimentaire ou encore l'électronique [20].

Cette activité occupe une place stratégique dans la chaîne de valeur de l'entreprise. Une production bien organisée permet de réduire les coûts, d'assurer une bonne qualité, de respecter les délais, et de mieux satisfaire les clients [19]. C'est pourquoi elle est souvent au cœur des efforts d'amélioration de la performance industrielle.

Mais les systèmes de production actuels sont de plus en plus complexes. Il faut faire face à des demandes variables, à des ressources limitées, à des contraintes de maintenance, tout en intégrant des considérations de durabilité et de performance énergétique. Dans ce contexte, l'optimisation devient essentielle [18].

Optimiser la production, c'est chercher à améliorer l'utilisation des ressources disponibles, tout en atteignant plusieurs objectifs souvent contradictoires : produire plus rapidement, sans augmenter les coûts, tout en maintenant une bonne qualité [2]. Pour gérer ces compromis, on utilise des méthodes dites d'optimisation multi-objectifs, qui permettent de prendre en compte plusieurs critères simultanément [12].

Ce chapitre a pour objectif de présenter les principaux types de systèmes de production, leurs contraintes, leurs objectifs, ainsi que les outils permettant de les optimiser. On s'intéressera notamment à l'ordonnancement, à la maintenance prédictive, et à l'organisation logistique intelligente.

2 Typologie des systèmes de production

Dans le monde industriel, il existe plusieurs types de systèmes de production, chacun adapté à des contextes, des volumes et des produits différents. On peut les classer en trois grandes catégories : la production continue, la production en série, et la production unitaire [20].

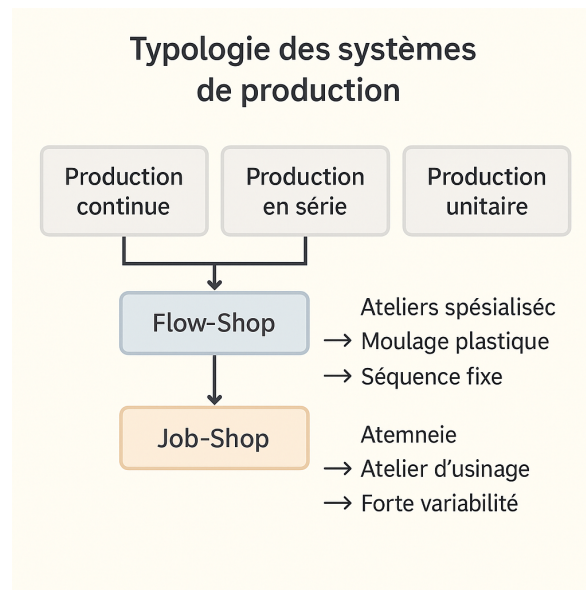


FIGURE 2.1 – Typologie des systèmes de production

La **production continue** est utilisée pour fabriquer des produits standardisés en très grande quantité, sans interruption. C'est typiquement le cas des raffineries ou des usines chimiques, où le processus tourne 24h/24. Elle est très efficace, mais peu flexible.

La **production en série** consiste à fabriquer un grand nombre d'articles similaires sur des lignes d'assemblage. C'est le modèle utilisé dans l'industrie automobile ou électroménagère. Elle permet de bonnes économies d'échelle, mais elle nécessite une planification rigoureuse et des lignes spécialisées.

La **production unitaire**, quant à elle, concerne les produits fabriqués à l'unité ou en petites séries, souvent sur mesure (machines spéciales, prototypes, etc.). Elle exige beaucoup de flexibilité et de main-d'œuvre qualifiée.

En lien avec ces types de production, deux grands modèles d'organisation sont souvent étudiés : le **Flow-Shop** et le **Job-Shop** [18].

Dans un système *Flow-Shop*, les produits suivent tous le même chemin de fabrication, comme sur une ligne d'assemblage. C'est adapté à la production en série.

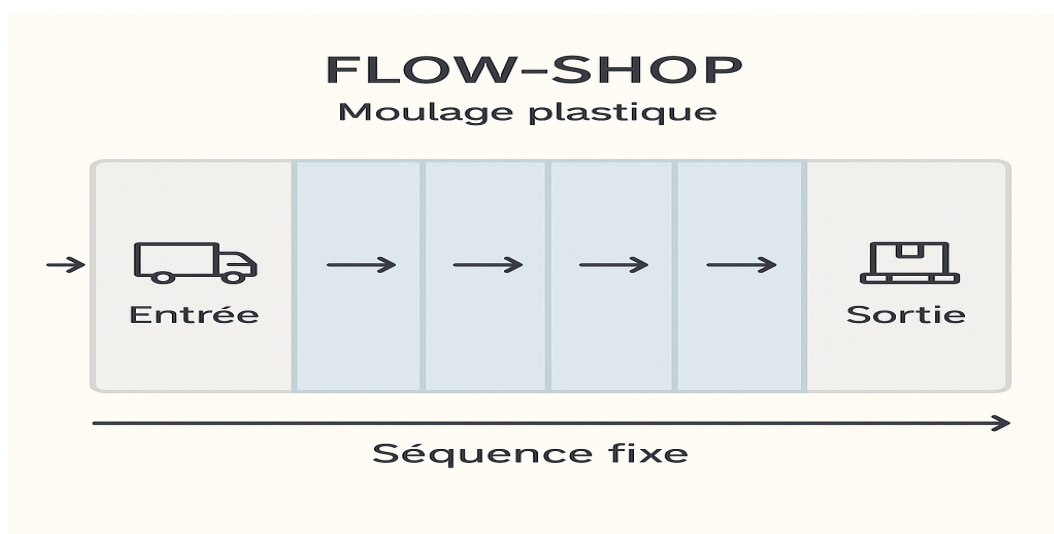


FIGURE 2.2 – Exemple d'organisation Flow-Shop

Dans un *Job-Shop*, chaque produit peut suivre un itinéraire différent selon ses besoins. Cela rend la planification plus complexe, mais offre une grande flexibilité. Ce type d'organisation est fréquent dans l'usinage de pièces mécaniques ou les ateliers de maintenance.

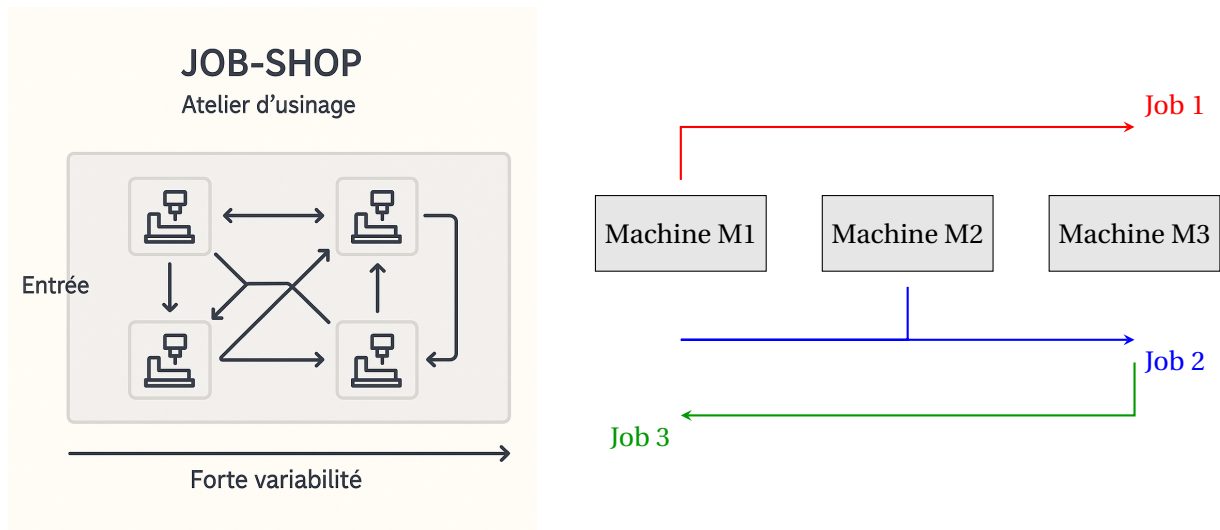


FIGURE 2.3 – Exemple d'organisation Job-Shop

Les **contraintes opérationnelles** varient selon les systèmes. Dans les Job-Shops par exemple, il faut souvent jongler entre des ressources limitées, des temps d'attente, des changements de série, et des priorités client. Cela rend leur gestion difficile sans outils d'optimisation adaptés [11].

3 Objectifs et contraintes en production

Dans un système de production, l'objectif principal est de fabriquer des biens ou services qui répondent aux besoins des clients, tout en assurant la rentabilité de l'entreprise. Pour cela, plusieurs objectifs classiques sont poursuivis : **réduire les coûts de production**, **garantir la qualité**, **respecter les délais de livraison**, et **augmenter la productivité** [20].

Cependant, atteindre tous ces objectifs en même temps n'est pas simple, car de nombreuses **contraintes industrielles** entrent en jeu. On peut citer notamment :

- les *ressources limitées* (machines, opérateurs, matériaux),
- les *capacités de production* fixes ou variables,
- les *temps de maintenance*,
- les *contraintes contractuelles* de livraison.

Ces contraintes sont souvent en interaction. Par exemple, vouloir produire plus vite peut impliquer une baisse de qualité ou une augmentation des coûts. De même, une machine trop sollicitée sans maintenance adéquate risque une panne, ce qui affectera les délais.

Ces conflits entre objectifs et contraintes illustrent la **nécessité de méthodes d'optimisation avancées**, notamment les approches dites *multi-objectifs*. Elles permettent de modéliser plusieurs critères à la fois (coût, temps, qualité, etc.) et de trouver un équilibre entre eux, sans sacrifier totalement un objectif au profit d'un autre [12, 13].

Dans un contexte industriel moderne, où la personnalisation, la flexibilité et la réactivité sont devenues critiques, la gestion efficace de ces objectifs contradictoires est devenue un enjeu central pour les entreprises manufacturières [15].

4 Ordonnancement de la production

L'**ordonnancement** est une étape essentielle dans la gestion d'un système de production. Il consiste à déterminer l'ordre et le moment d'exécution des différentes tâches sur les ressources disponibles (machines, opérateurs, etc.), tout en respectant un ensemble de contraintes techniques ou organisationnelles [18].

Un des problèmes les plus étudiés en ordonnancement est le *Job-Shop Scheduling Problem (JSSP)*. Dans ce type de problème, on considère plusieurs tâches appartenant à différents jobs, chacun ayant une séquence précise d'opérations à effectuer sur des machines spécifiques. Le défi est de trouver un planning optimal qui respecte les contraintes et optimise certains objectifs [11].

Parmi les **objectifs classiques** en ordonnancement, on retrouve :

- la minimisation du *makespan* (temps total de production),
- le respect des délais de livraison,
- l'équilibrage de la charge de travail entre les ressources,
- la réduction des stocks en cours.

L'ordonnancement doit aussi prendre en compte plusieurs **contraintes** :

- les contraintes de précédence entre tâches,
- la disponibilité limitée des machines ou des opérateurs,
- les capacités techniques (temps de traitement, changement de série),
- et parfois les aléas, comme les pannes ou retards.

Dans les environnements modernes, ces objectifs sont souvent *contradictoires*. Par exemple, chercher à minimiser le *makespan* peut conduire à une surcharge de certaines machines, au détriment de l'équilibrage des charges. C'est pourquoi il est courant de recourir à des approches **multi-objectifs** qui permettent d'explorer plusieurs compromis acceptables entre les critères [12, 13].

L'ordonnancement optimal joue un rôle stratégique dans l'**efficacité globale** de la production. Il permet d'améliorer la réactivité, la ponctualité, et la qualité du service client, tout en optimisant l'utilisation des ressources.

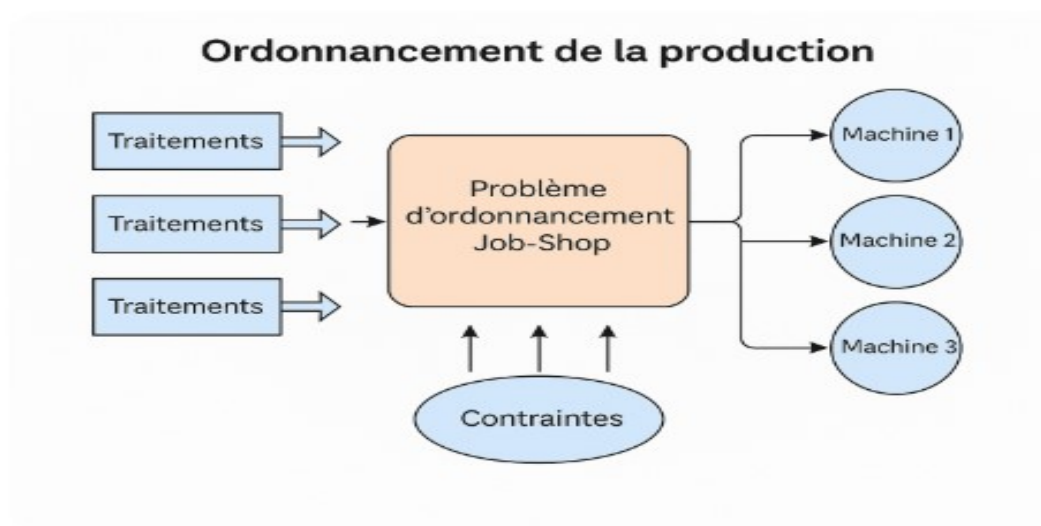


FIGURE 2.4 – ordonnancement

5 Maintenance prédictive et intégration dans la production

La **maintenance industrielle** vise à garantir le bon fonctionnement des équipements et à éviter les interruptions non prévues de la production. On distingue généralement trois types de maintenance : **corrective**, **préventive** et **prédictive** [14].

- La *maintenance corrective* intervient après la panne. Elle peut entraîner des arrêts coûteux et imprévus.
- La *maintenance préventive* est planifiée à l'avance, en fonction du temps ou de l'usage, pour éviter les défaillances.
- La *maintenance prédictive*, plus avancée, repose sur des données collectées (capteurs, historiques, IA) pour anticiper les pannes avant qu'elles ne surviennent [2].

Selon les stratégies, on parle de *maintenance parfaite* (le système revient à son état neuf après intervention) ou *imparfaite* (le système est partiellement restauré). Cette distinction a un impact fort sur la modélisation des défaillances et la planification optimale [17].

Les défaillances peuvent être modélisées mathématiquement à l'aide de la **loi de Weibull**, qui permet de représenter les taux de panne croissants ou décroissants selon le type d'équipement. On parle aussi de *taux de défaillance*, de *temps moyen entre pannes* (MTBF), et de *seuils critiques* pour déclencher les interventions [7].

L'intégration de la maintenance dans la planification de la production est un enjeu majeur. Il faut coordonner les tâches de production avec les créneaux de maintenance, tout en minimisant les pertes de disponibilité des machines. Une **planification conjointe** (ordonnancement + maintenance) permet souvent de meilleures performances globales [24].

Cette intégration devient essentielle dans l'industrie 4.0, où les systèmes sont de plus en plus intelligents, connectés, et orientés vers la *maintenance conditionnelle et prédictive*, au service d'une production fluide et continue.

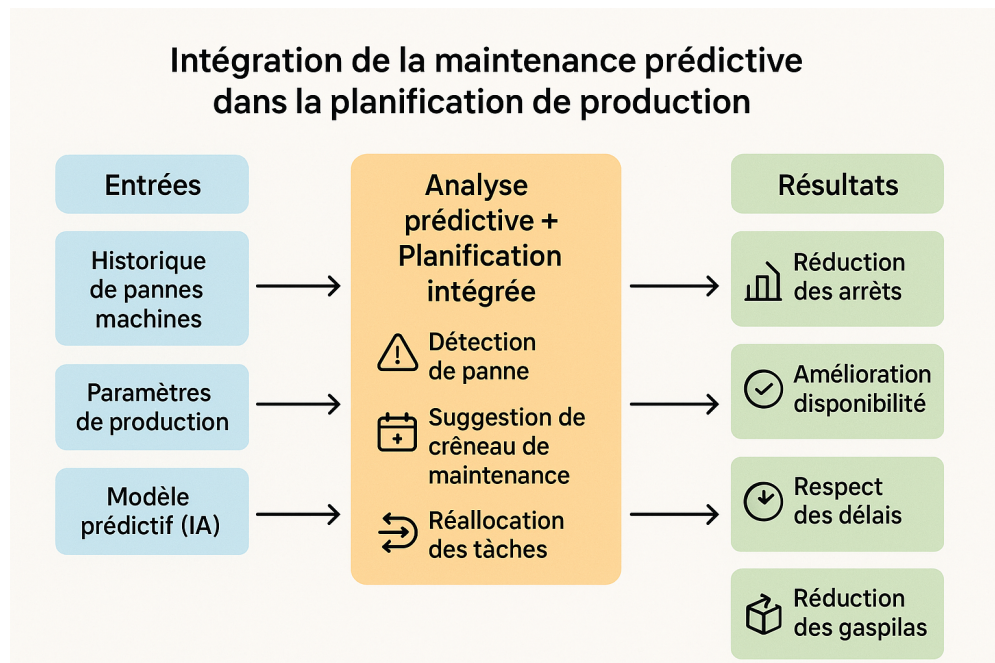


FIGURE 2.5 – Maintenance prédictive et intégration dans la production

6 Systèmes d'entrepasage intelligents

L'**entrepasage industriel** ne se limite pas au simple stockage de produits ou de matières premières. Il s'agit d'un maillon stratégique de la chaîne logistique qui influe directement sur la *fluidité des opérations*, les *délais de livraison*, et la *productivité globale* [9].

Un entrepôt moderne repose sur plusieurs **principes logistiques fondamentaux** :

- la bonne organisation des flux entrants et sortants,
- l'accessibilité des articles stockés,
- l'optimisation des déplacements internes (temps et énergie).

Pour cela, le **design architectural** de l'entrepôt joue un rôle central. Plusieurs types de *layouts* (agencements) existent :

- **Layout linéaire** : simple, mais peu flexible,
- **Layout en U** : entrée et sortie du même côté, favorise les flux circulaires,
- **Fishbone layout** : combine un axe central incliné avec des allées diagonales, réduisant les distances de déplacement et améliorant la performance globale [10].

Le *Fishbone layout*, en particulier, est reconnu pour sa capacité à :

- diminuer les trajets moyens de prélèvement,
- fluidifier les croisements de chariots,
- mieux exploiter l'espace disponible,
- et **réduire les gaspillages logistiques**.

Les systèmes d'entrepasage dits « intelligents » utilisent désormais des **technologies embarquées** :

- codes-barres, RFID, systèmes WMS (Warehouse Management System),
- robotisation partielle ou complète,
- intégration à l'ERP de l'entreprise.

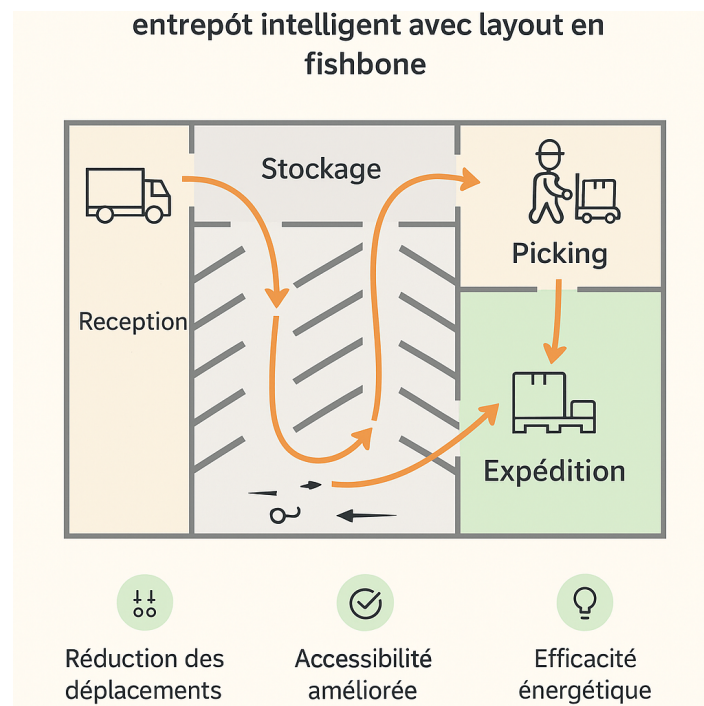


FIGURE 2.6 – Systèmes d'entrepasage intelligents

Ces innovations permettent non seulement d'*automatiser certaines tâches*, mais aussi d'*optimiser en temps réel les opérations*, avec un meilleur suivi des stocks, une traçabilité

renforcée, et des gains en productivité et en durabilité [3].

Ainsi, un entrepôt bien conçu, bien géré, et intelligemment automatisé devient un atout compétitif majeur dans l'industrie moderne.

7 Conclusion

Ce chapitre a permis d'explorer en détail les systèmes de production industrielle et leurs enjeux dans un contexte moderne. À travers la typologie des organisations (production continue, en série, unitaire, Job-Shop, Flow-Shop), nous avons vu que chaque modèle possède ses propres caractéristiques, objectifs et contraintes.

Les entreprises industrielles doivent composer avec des exigences multiples : réduction des coûts, amélioration de la qualité, respect des délais, et optimisation des ressources. Ces objectifs sont souvent en tension les uns avec les autres, ce qui justifie le recours à des méthodes d'optimisation multi-objectifs capables d'identifier des compromis pertinents.

L'ordonnancement joue un rôle stratégique dans l'efficacité opérationnelle, notamment dans des environnements complexes comme les ateliers flexibles. Parallèlement, la maintenance prédictive s'impose comme une composante essentielle de la performance industrielle, en assurant la disponibilité des équipements tout en limitant les interventions inutiles.

Enfin, les systèmes d'entreposage intelligents viennent compléter cette dynamique d'optimisation en apportant plus de fluidité, de traçabilité et d'efficacité dans la gestion des flux physiques.

L'ensemble de ces éléments souligne la montée en complexité des environnements industriels modernes et la nécessité d'approches intégrées, flexibles et intelligentes pour répondre aux défis actuels.

Le chapitre suivant présentera des applications concrètes de ces concepts à travers un cas d'étude industriel intégrant à la fois l'optimisation de l'ordonnancement et de la maintenance prédictive, illustrant ainsi la portée réelle des méthodes étudiées.

Application de l'optimisation multi-objectifs dans la production industrielle intelligente

1 Introduction

L'industrie moderne est confrontée à une complexité sans précédent. L'émergence de l'Industrie 4.0 a transformé les systèmes de production en environnements intelligents, interconnectés et dynamiques, où la prise de décision ne peut plus se limiter à des logiques séquentielles ou mono-objectif. Dans ces systèmes, les gestionnaires industriels doivent simultanément minimiser les coûts, optimiser les délais, maintenir un haut niveau de qualité, tout en assurant la disponibilité des équipements et en intégrant des contraintes logistiques, énergétiques et environnementales.

Dans ce contexte, l'optimisation multi-objectifs s'impose comme une approche incontournable pour modéliser et résoudre des problématiques industrielles réelles. Elle permet de produire un ensemble de solutions pertinentes, représentant des compromis optimaux entre des critères souvent conflictuels. Ce chapitre s'inscrit pleinement dans cette logique, en illustrant l'apport concret de ces méthodes à travers deux applications pratiques, ancrées dans les problématiques actuelles de l'industrie intelligente.

La première application s'intéresse à l'intégration de la maintenance prédictive dans l'ordonnancement d'un atelier de production de type Job-Shop, une tâche rendue critique dans les environnements où les interruptions machines peuvent compromettre la chaîne de valeur. En exploitant des modèles de défaillance et en les intégrant dans une stratégie d'optimisation basée sur l'algorithme NSGA-II, cette étude vise à améliorer la robustesse de la planification tout en maîtrisant les coûts.[\[23\]](#)

La seconde application explore l'allocation optimale des ressources dans un entrepôt intelligent, organisé selon une architecture Fishbone layout. Ce modèle, inspiré des principes d'ergonomie logistique et d'efficacité énergétique, s'inscrit dans les tendances actuelles de l'optimisation des flux physiques au sein de systèmes cyber-physiques. Il démontre comment la combinaison de structures innovantes et d'algorithmes d'optimisation permet de repenser la performance logistique dans une optique durable.

Les deux cas d'étude s'appuient sur l'algorithme évolutionnaire NSGA-II, reconnu pour sa capacité à générer des solutions diversifiées sur la frontière de Pareto. Pour chaque application, nous présenterons la problématique abordée, le modèle mathématique proposé, la méthodologie de résolution adoptée, ainsi que les résultats de simulation et leur

interprétation.[15]

2 Application 1 : Optimisation conjointe de la maintenance prédictive et de l'ordonnancement

Dans les ateliers de production de type job-shop, l'ordonnancement des tâches et la maintenance des équipements sont traditionnellement traités séparément. Cette division peut causer des manques d'efficacité, notamment lorsque les défaillances machines surviennent en cours de production, perturbant le respect des délais et augmentant les coûts d'exploitation. Cette étude offre une vision globale de l'agencement de la production et de la maintenance prédictive. Cette intégration a pour objectif de prévoir les défaillances, tout en respectant les délais de livraison et en minimisant à la fois les coûts de production et de maintenance. La problématique principale consiste donc à planifier les opérations de production tout en décidant des moments optimaux de maintenance, dans un contexte multi-objectifs et sous contraintes de temps de livraison.

2.1 Construction du modèle

L'atelier de production (*job-shop*) est composé de m machines, chacune réalisant différentes opérations. Chaque travail (job) doit être traité par toutes les machines, mais selon un ordre d'opération spécifique à chaque travail.

Les ensembles suivants sont définis :

- J_k : Ensemble des travaux à traiter, avec k le nombre total de travaux,
- M_q : Ensemble des machines, avec q le nombre total de machines.

Au début du traitement, toutes les pièces sont déjà présentes dans l'atelier.

Étant donné la contrainte imposée par les délais de livraison, les décisions de maintenance prédictive doivent prendre en compte :

- Le coût et le temps de maintenance,
- Le temps de livraison des travaux,
- Les pénalités associées aux livraisons anticipées ou tardives.

2.2 Modèle multi-objectifs proposé

Ce travail propose un modèle d'optimisation multi-objectifs intégré qui combine l'ordonnancement d'un atelier de type job-shop avec la planification de la maintenance prédictive, sous contraintes de délais de livraison et de taux de défaillance variable des machines.

Structure du système modélisé

Le système modélisé est un atelier (*job-shop*) composé de :

- k jobs à traiter,
- q machines disponibles,
- Chaque job passe par une séquence d'opérations, chacune affectée à une machine donnée,
- Deux types de maintenance possibles pour chaque machine :
 - **Maintenance imparfaite (PM1)** : réparation légère, durée plus courte, coût modéré, efficacité limitée,

- **Maintenance parfaite (PM2)** : réparation complète, durée plus longue, coût plus élevé, réinitialise le taux de défaillance.

Objectifs du modèle

Le modèle cherche à **optimiser deux objectifs conflictuels** :

1. Minimisation du coût total

Ce coût total inclut :

- Les **coûts de traitement** des opérations ($\alpha \cdot t$),
- Les **coûts d'attente machine** ($\alpha_1 \cdot W$),
- Les **coûts de maintenance** ($CPM \cdot G$),
- Les **pénalités de livraison** :
 - Livraison anticipée : $\beta \cdot \max(0, L_i - E_i)$,
 - Livraison en retard : $\beta_1 \cdot \max(0, E_i - L_i)$.

2. Minimisation du temps total de production

Cela correspond au temps cumulé nécessaire pour traiter tous les jobs sur toutes les machines, en incluant les opérations de maintenance et les éventuelles attentes.

Variables du Modèle

Variable	Signification
J_i	Travaux à traiter, $i = 1, 2, \dots, k$
O_{ip}	Séquence d'opérations du travail J_i
M_m	Ensemble des machines, $m = 1, 2, \dots, q$
P_m	Temps de maintenance parfaite de la machine M_m
P'_m	Temps de maintenance imparfaite de la machine M_m
U_m	Nombre total d'opérations de la machine M_m
t_{ipm}	Temps de traitement de l'opération p du travail J_i sur M_m
X_{ipm}	Variable binaire : 1 si l'opération est affectée à M_m , sinon 0
S_{ims}^w	Temps de début du traitement du travail J_i à la station s de M_m
E_{ims}^w	Temps de fin du traitement du travail J_i à la station s de M_m
W_{ms}	Temps d'attente de la machine M_m après l'activité s
T_{ms}	Temps de traitement de l'activité s sur la machine M_m
N_{ms}	Nombre de maintenances parfaites
N'_{ms}	Nombre de maintenances imparfaites
PM1	Stratégie de maintenance primaire (imparfaite)
PM2	Stratégie de maintenance secondaire (parfaite)
λ	Coefficient d'atténuation des pannes
R	État prédictif de la machine
D_m	Taux de panne de la machine M_m
$D[e]$	Seuil critique du taux de panne
L_i	Délai de livraison du travail J_i
CPM	Coefficient du coût de maintenance
α, α_1	Coefficients de coût d'opération et d'attente
β, β_1	Coefficients de pénalité pour livraison anticipée et tardive

TABEAU 3.1 – Variables du modèle intégré de production et de maintenance prédictive

2.3 Fonction Objectif

Les coûts pris en compte dans le modèle incluent principalement :

- Le coût de traitement des machines,
- Et les pénalités pour livraison anticipée ou retardée.

Coût de Traitement

Le coût de traitement comprend :

- Le coût d'opération des machines,
- Le coût d'attente des machines,
- Le coût des opérations de maintenance.

Le coût total de traitement est donné par : [23]

$$C_1 = \alpha \sum_{m=1}^q \sum_{i=1}^k \sum_{p=1}^n t_{ipm} X_{ipm} + \alpha_1 \sum_{m=1}^q \sum_{s=1}^{U_m-1} W_{ms} + \text{CPM} \sum_{m=1}^q \sum_{s=1}^{U_m-1} (N_{ms} P_m + N'_{ms} P'_m)$$

Coût de Pénalité

Dans un système *Juste-à-Temps*, des coûts supplémentaires surviennent en cas de livraison anticipée ou retardée.

Le coût de pénalité est exprimé par : [23]

$$C_2 = \sum_{i=1}^k \left[\beta \max(L_i - E_{w_{ipm}}, 0) + \beta_1 \max(E_{w_{ipm}} - L_i, 0) \right]$$

Fonction Objectif Finale

La fonction globale à minimiser est :

$$\min(C_1 + C_2)$$

De plus, pour minimiser le temps total de traitement :

$$\min \left(\max_{i,m,s} (E_{w_{ims}}) \right)$$

2.4 Contraintes de Traitement

Pour assurer la faisabilité du modèle, plusieurs contraintes doivent être respectées :

Traitement Unique par Machine

Chaque travail peut être traité par une seule machine à la fois :

$$\sum_{m=1}^q X_{ipm} = 1 \quad \forall i, \forall p$$

Occupation Unique par Opération

Chaque machine ne peut traiter qu'une seule opération à la fois :

$$\sum_{i=1}^k X_{ipm} = 1 \quad \forall m, \forall p$$

Une Seule Activité de Maintenance à la Foix

Chaque machine peut exécuter une seule activité de maintenance à la fois :

$$G_{ms} + G'_{ms+1} \leq 1$$

où G_{ms} est l'indicateur de maintenance parfaite, et G'_{ms} est celui de la maintenance imparfaite.

Dépendance entre Traitement et Maintenance

Le début d'un traitement ne peut pas commencer avant la fin d'une maintenance :

$$S_{ims}^w \geq E_{ims}^w + P_m \times G_{ms} + P'_m \times G'_{ms}$$

Non-Interruption du Traitement

Le temps de fin d'une opération est égal à son temps de début plus la durée de traitement :

$$E_{ims}^w = S_{ims}^w + T_{ms}$$

Ordre Séquentiel sur la Même Machine

Le début du traitement d'une opération doit suivre la fin de la précédente opération sur la même machine :

$$S_{ims}^w \geq E_{ims-1}^w$$

Ordre entre Différentes Machines

Le début du traitement d'une opération sur une machine ne peut commencer qu'après la fin de l'opération précédente sur une autre machine :

$$S_{ims}^w \geq E_{i(m-1)s}^w$$

2.5 Analyse de Cas

Pour vérifier l'efficacité du modèle proposé, une étude de cas est menée sur un atelier de production.

- 6 travaux,
- 6 opérations par travail,
- Des temps de traitement spécifiques par machine.

2.6 Configuration de l'Algorithme

- Taille de la population : $N = 300$,
- Nombre d'itérations : 500,
- Probabilité de mutation : $Q_m \in [0.95, 1)$,
- Probabilité de croisement : $P_m \in [0.001, 0.05)$,
- Logiciel utilisé : MATLAB R2014a,
- Exécution de l'algorithme : 10 fois pour générer le front de Pareto.

2.7 simulation et interpretation des resultats

Déclaration des données du problème

Les données utilisées pour la simulation sont extraites d'un atelier de production de type *job-shop*, comprenant 6 travaux (*jobs*) et 6 machines. Chaque travail est constitué de 6 opérations devant être exécutées dans un ordre spécifique. L'ensemble des données nécessaires à la simulation comprend les temps de traitement, les délais de livraison, les paramètres de maintenance, ainsi que les coefficients de coût et de pénalité.

TABLEAU 3.2 – Temps de traitement (en minutes) des travaux sur les machines

Job	M1	M2	M3	M4	M5	M6
J1	9	40	75	79	11	71
J2	40	48	97	84	123	42
J3	41	43	92	89	13	95
J4	58	52	51	33	91	108
J5	47	29	53	51	42	13
J6	78	53	90	108	39	14

TABLEAU 3.3 – Délais de livraison des travaux (en minutes)

Job	J1	J2	J3	J4	J5	J6
Délai	456	537	498	502	560	423

TABLEAU 3.4 – Coefficients de pénalité de livraison

Type	Livraison anticipée (β)	Livraison tardive (β_1)
Valeur (%)	20%	30%

TABLEAU 3.5 – Coefficients de coût par machine

Machine	M1	M2	M3	M4	M5	M6
Traitement (α)	20%	25%	15%	20%	25%	20%
Attente (α_1)	10%	15%	10%	15%	15%	15%

TABEAU 3.6 – Paramètres de maintenance

Type de maintenance	PM1 (imparfaite)	PM2 (parfaite)
Temps (min)	30	40
Coût (CPM)	20% (uniforme)	

Afin d'évaluer les performances du modèle proposé, une simulation a été réalisée à l'aide de l'algorithme NSGA-II implémenté dans MATLAB. Les paramètres utilisés sont : une population de 300 individus, 500 générations, une probabilité de mutation comprise entre 0.95 et 1, et une probabilité de croisement comprise entre 0.001 et 0.05. Après 10 exécutions indépendantes, un ensemble de solutions efficaces a été obtenu.

Résultats obtenus

Les résultats des simulations sont présentés dans le tableau suivant, donnant pour chaque solution le temps total de traitement et le coût global de production.

TABEAU 3.7 – Résultats des solutions simulées

Solution	T1	T2	T3	T4	T5	T6	T7	T8	T9	T10
Temps (min)	589	598	611	618	631	635	641	659	663	665
Coût	623.1	622.1	619.1	617.25	608.7	611.9	604.8	598.8	602.3	605.8

Représentation graphique du front de Pareto

La Figure 3.1 présente le front de Pareto obtenu à partir des résultats précédents. Les solutions non dominées sont tracées en rouge, tandis que les solutions dominées apparaissent en bleu clair. Cela permet de visualiser les compromis entre les deux objectifs étudiés : le temps total de traitement et le coût de production.

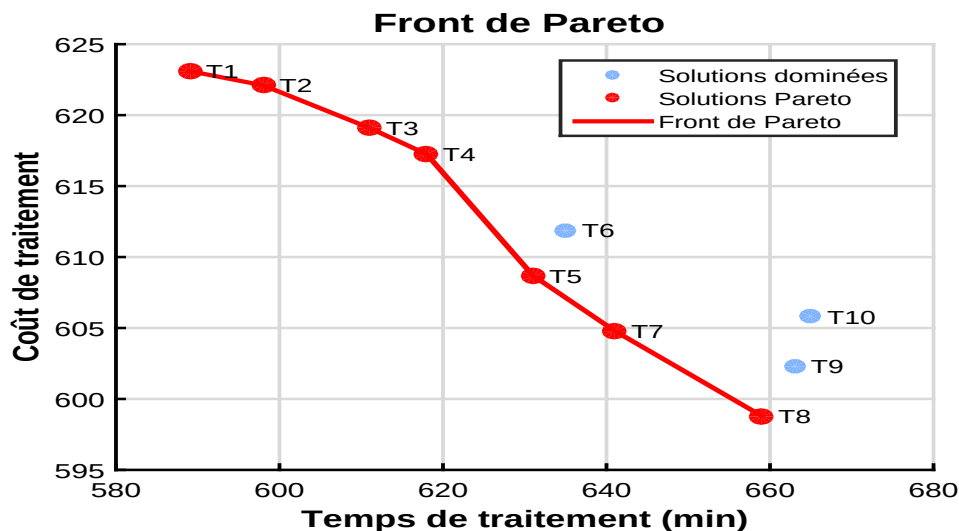


FIGURE 3.1 – Front de Pareto obtenu à partir des résultats simulés

Analyse et interprétation des résultats

L'analyse du front de Pareto révèle les tendances suivantes :

- Les solutions **T8**, **T7** et **T6** sont orientées vers la réduction des **coûts**, mais impliquent des temps de traitement plus longs.
- Les solutions **T1** et **T2** privilégient des **temps de traitement courts**, au détriment de coûts plus élevés.
- Les solutions **T3** et **T4** constituent des compromis équilibrés entre les deux objectifs.

Ces résultats mettent en évidence la pertinence de l'approche multi-objectif : elle permet de fournir au décideur un ensemble de solutions efficaces, chacune correspondant à un équilibre différent entre performance opérationnelle (temps) et coût global. Le choix final peut ainsi s'adapter aux priorités stratégiques de l'atelier (réduction des délais, des coûts, ou équilibre entre les deux).

3 Application 2 : Optimisation de l'allocation des ressources dans un système de production intelligent

Dans le contexte de l'industrie 4.0, la production intelligente repose sur l'utilisation efficace des ressources (machines, postes, équipements, matériaux) pour faire face à des exigences multiples : flexibilité, rapidité, qualité, et réduction des coûts. Une mauvaise allocation des ressources peut entraîner des temps d'attente, des conflits d'utilisation, une surcharge de certaines machines, ou encore une perte d'espace logistique.

Ce travail propose une approche novatrice d'optimisation multi-objective pour répondre à ce problème, en s'appuyant sur deux piliers :

- Une modélisation spatiale à l'aide d'un Fishbone layout une structure d'aménagement d'entrepôt en forme d'arête de poisson, conçue pour optimiser les flux de matériaux en réduisant les distances de déplacement.
- Un algorithme NSGA-II amélioré, intégrant une adaptation dynamique des probabilités de croisement et de mutation.

L'objectif est de résoudre le problème d'allocation des ressources en équilibrant trois critères majeurs :

1. Efficacité d'entreposage (réduction des temps de déplacement),
2. Stabilité des rayonnages (réduction du risque d'effondrement ou de déséquilibre),
3. Équilibre de la charge de travail (éviter les sur/sous-utilisations).

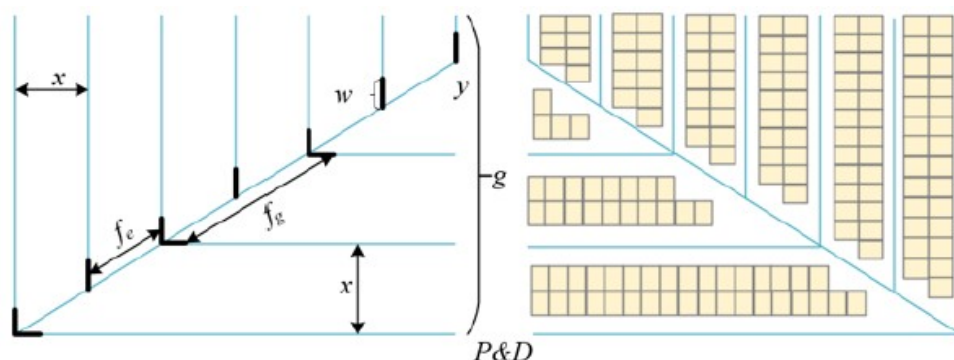


FIGURE 3.2 – Représentation du *Fishbone layout* utilisé pour l'optimisation de l'allocation des ressources.

Ce type de configuration optimise les flux de circulation entre le point central de collecte (Pick-up and Delivery, abrégé P&D, qui désigne la zone où les articles sont récupérés ou déposés) et les emplacements de stockage situés dans les allées inclinées.

3.1 Modèle multi-objectifs proposé

Ce travail propose un modèle d'optimisation multi-objectifs visant à résoudre le problème de l'allocation efficace des ressources dans un système de production intelligent organisé selon un *Fishbone layout*. Cette configuration spatiale, en forme d'arête de poisson, est conçue pour optimiser les flux de circulation des matériaux tout en tenant compte des contraintes structurelles et logistiques du système de production.

Variables de décision

Chaque article u doit être affecté à une position dans le layout, définie par :

- X : numéro de la zone (de 1 à 4),
- a : numéro de la rangée horizontale,
- b : numéro de la colonne verticale,
- c : niveau vertical (étagère en hauteur).

Les caractéristiques propres à chaque article sont :

- l_u : poids de l'article u ,
- e_u : fréquence d'accès à l'article u .

Les constantes du système sont :

- g : hauteur d'une étagère,
- n_1, n_2 : vitesses horizontale et verticale du système de prélèvement.

Objectifs de l'optimisation

Le modèle cherche à optimiser deux objectifs conflictuels :

Objectif 1 : Minimisation du temps d'accès logistique (d_1) Le premier objectif vise à minimiser le temps total nécessaire pour accéder aux articles depuis le point de distribution central. Ce temps dépend de la position des articles dans le layout et de leur fréquence d'utilisation :

$$d_1 = \min \sum_u e_u \cdot \left(\frac{M_1}{n_1} + \frac{M_2}{n_1} + \frac{M_3}{n_2} \right) \quad (3.1)$$

où :

- M_1 : distance principale (P&D à la rangée a),
- M_2 : distance latérale dans la colonne b ,
- M_3 : élévation verticale jusqu'au niveau c .

Objectif 2 : Minimisation du poids en hauteur (d_2) Le second objectif cherche à maximiser la stabilité des rayonnages en réduisant la charge placée en hauteur. L'objectif est de minimiser :

$$d_2 = \min \sum_u l_u \cdot c \cdot g \quad (3.2)$$

Ceci garantit que les articles lourds sont stockés plus bas, réduisant le risque de déséquilibre ou d'effondrement.

Contraintes

Le modèle est soumis aux contraintes suivantes :

- Les variables a , b , c et X doivent être dans des bornes admissibles :

$$1 \leq a \leq a_{\max}, \quad 1 \leq b \leq b_{\max}, \quad 1 \leq c \leq c_{\max}, \quad 1 \leq X \leq 4$$

- La forme du *Fishbone layout* impose une contrainte sur le nombre maximal de colonnes b admissibles dans chaque rangée a :

$$b_{\max} = \begin{cases} B - \frac{3}{2}(a - 1), & \text{si } a \text{ est impair} \\ B - \frac{3}{2}a + 1, & \text{si } a \text{ est pair} \end{cases}$$

(où B est le nombre de colonnes dans la première rangée du layout)

- Un article ne peut être stocké qu'à une seule position.

Formulation du problème

Le problème est donc formulé comme une optimisation multi-objectifs sous contraintes :

$$\min(d_1, d_2) \quad \text{sous les contraintes du layout et des positions admissibles}$$

Ce modèle permet de générer un ensemble de solutions optimales non dominées (front de Pareto), offrant différents compromis entre efficacité logistique et stabilité physique du système de production.

3.2 Algorithme utilisé : NSGA-II amélioré

Pour résoudre le modèle multi-objectifs d'allocation des ressources présenté précédemment, l'article s'appuie sur un algorithme évolutionnaire de type *Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II* (NSGA-II), enrichi par un mécanisme d'adaptation dynamique des paramètres génétiques. Cet algorithme est particulièrement adapté à la recherche de solutions efficaces dans des espaces multi-dimensionnels comportant des objectifs conflictuels.

Fonctionnement général du NSGA-II

Le NSGA-II fonctionne selon les étapes suivantes :

1. **Initialisation** : génération aléatoire d'une population de solutions.
2. **Évaluation** : calcul des deux fonctions objectifs (d_1 , d_2) pour chaque individu.
3. **Tri non-dominé** : classement des solutions selon la dominance de Pareto.
4. **Calcul de la distance de dispersion (crowding distance)** : préservation de la diversité.
5. **Sélection** : sélection par tournoi basé sur les fronts et la dispersion.
6. **Croisement et mutation** : production d'une nouvelle génération de solutions.
7. **Fusion et sélection environnementale** : combinaison de parents et enfants, puis sélection des meilleurs individus pour la génération suivante.

Limites du NSGA-II classique

Dans sa version standard, les probabilités de croisement et de mutation sont fixes tout au long de l'exécution. Cela peut poser plusieurs problèmes :

- Une faible mutation peut entraîner une convergence prématurée.
- Un croisement trop important peut détériorer les solutions prometteuses.
- L'algorithme ne s'adapte pas à la dynamique du processus d'évolution.

Amélioration proposée : adaptation dynamique des paramètres

L'article propose d'adapter dynamiquement les probabilités de croisement (O_z) et de mutation (O_l) en fonction :

- Du nombre de générations écoulées,
- De la performance globale de la population (écarts entre les individus),
- Du nombre d'objectifs à optimiser.

Formule de mise à jour adaptative

Les nouvelles probabilités sont calculées selon les équations suivantes :

$$O_z = oz_0 - (oz_0 - oz_{\min}) \cdot \frac{g_h}{H} + \frac{1}{l+1} \sum_{u=1}^l \left[oz_0 - (oz_0 - oz_{\min}) \cdot \frac{MAXP_u}{MEP_u} \right] \quad (3.3)$$

$$O_l = ol_0 - (ol_0 - ol_{\min}) \cdot \frac{g_h}{H} + \frac{1}{l+1} \sum_{u=1}^l \left[ol_0 - (ol_0 - ol_{\min}) \cdot \frac{MAXP_u}{MEP_u} \right] \quad (3.4)$$

où :

- oz_0 et ol_0 : taux initiaux de croisement et mutation,
- $oz_{\min}$ et $ol_{\min}$: taux minimaux autorisés,
- g_h : numéro de la génération en cours,
- H : nombre total de générations,
- l : nombre de fonctions objectifs (ici $l = 2$),
- $MAXP_u$: valeur maximale observée pour l'objectif u ,
- MEP_u : valeur moyenne observée pour l'objectif u .

Avantages de l'approche adaptative

Cette amélioration permet à l'algorithme de :

- Maintenir une exploration large de l'espace au début de l'optimisation,
- Se concentrer progressivement sur les solutions les plus prometteuses,
- S'adapter aux changements dans la dynamique de la population.

En particulier, l'application de cette stratégie dans le cas du *Fishbone layout* a permis de générer un front de Pareto bien distribué, offrant une diversité de compromis entre efficacité logistique et stabilité physique du système.

3.3 Simulation et interprétation des résultats

Déclaration des données utilisées pour la simulation

Afin d'évaluer l'efficacité du modèle proposé dans un contexte réaliste, nous avons utilisé des données représentatives de scénarios industriels. Le tableau 3.8 présente un

3. APPLICATION 2 : OPTIMISATION DE L'ALLOCATION DES RESSOURCES DANS UN SYSTÈME DE PRODUCTION INTELLIGENT

exemple composé de 6 articles à stocker dans un entrepôt organisé selon un *Fishbone layout*. Chaque article est caractérisé par son poids (l_u), sa fréquence d'accès (e_u), ainsi que sa position de stockage (X, a, b, c).

TABLEAU 3.8 – Données utilisées pour la simulation

Article	l_u (kg)	e_u
A1	12	0,9
A2	8	0,6
A3	20	0,4
A4	15	0,7
A5	5	0,8
A6	18	0,5

Les constantes du système de prélèvement sont :

- Hauteur d'un niveau d'étagère (g) : 0,5 m
- Vitesse horizontale (n_1) : 1 m/s
- Vitesse verticale (n_2) : 0,5 m/s

À partir de ces données, nous avons simulé la performance du système en utilisant les deux versions de l'algorithme NSGA-II (classique et améliorée). Les résultats obtenus sont présentés ci-après.

Évolution de l'efficacité d'entreposage (d_1)

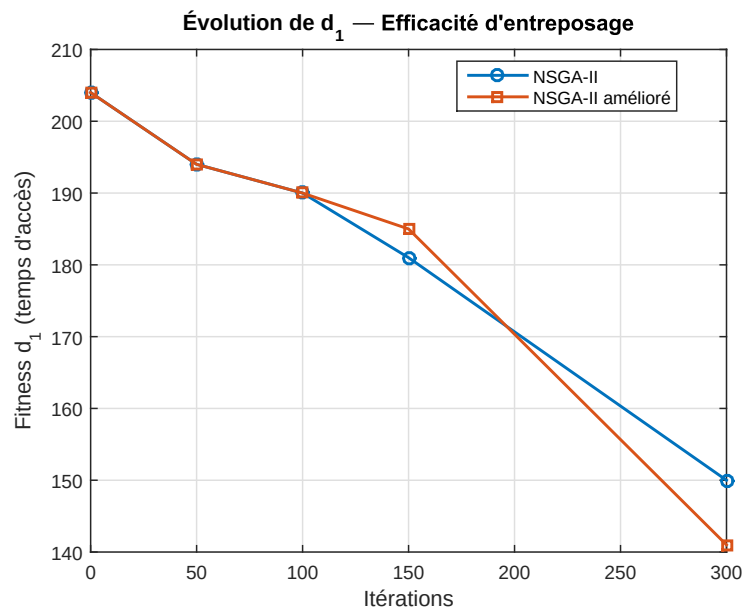


FIGURE 3.3 – Évolution de la fitness d_1 (temps d'accès) selon les itérations

La figure 3.3 montre une diminution progressive de la fonction objectif d_1 , qui mesure le temps d'accès logistique. On observe que :

- Le NSGA-II classique atteint une valeur finale de 150.
- Le NSGA-II amélioré converge vers une valeur plus basse (141), traduisant une meilleure optimisation des trajets de prélèvement.

Cette amélioration est due à l'adaptation dynamique des paramètres de croisement et de mutation, qui permettent une exploration plus efficace au début, puis une exploitation ciblée des solutions prometteuses.

Évolution de la stabilité des rayonnages (d_2)

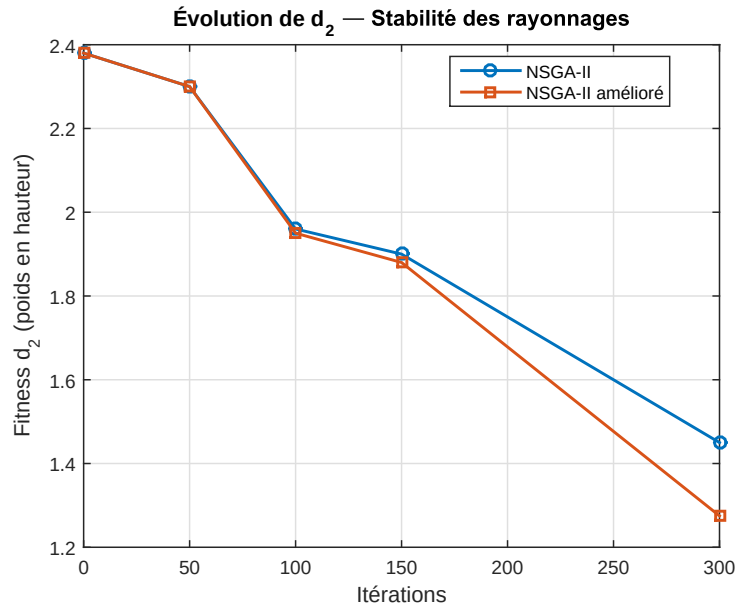


FIGURE 3.4 – Évolution de la fitness d_2 (stabilité des rayonnages)

La figure 3.4 présente l'évolution de la fonction objectif d_2 , qui pénalise la masse stockée en hauteur. L'algorithme amélioré parvient à descendre jusqu'à 1,275 contre 1,45 pour le NSGA-II standard. Cela montre que les articles lourds sont mieux placés à des niveaux inférieurs, augmentant ainsi la stabilité structurelle du système de stockage.

Front de Pareto obtenu

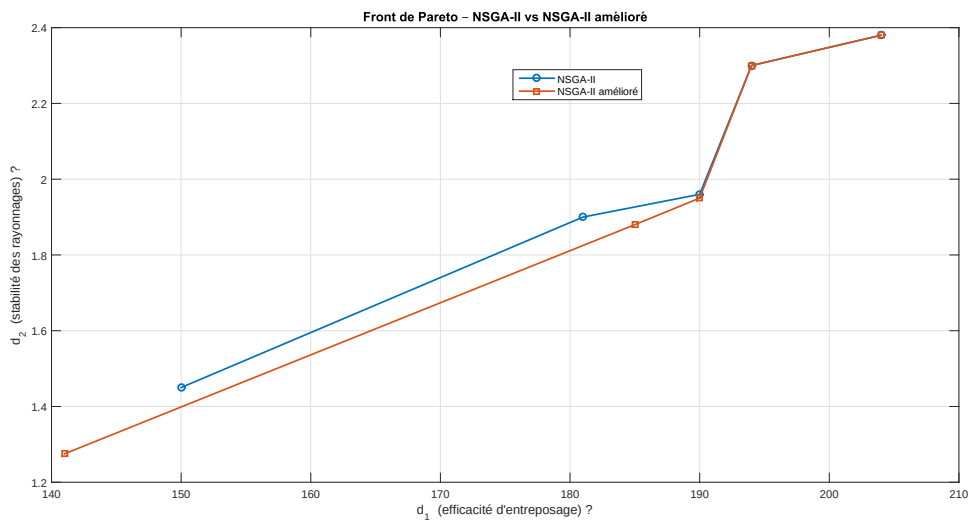


FIGURE 3.5 – Front de Pareto obtenu – NSGA-II vs NSGA-II amélioré

La figure 3.5 illustre les compromis entre les deux objectifs. Chaque point correspond à une solution à une itération donnée. Les courbes montrent que :

- Le front de Pareto obtenu par NSGA-II amélioré couvre une zone plus favorable (valeurs plus faibles de d_1 et d_2),
- Il offre une meilleure diversité et une meilleure répartition des solutions,
- Le NSGA-II classique converge vers des solutions dominées dans la majorité des cas.

Ces résultats confirment l'efficacité de l'approche améliorée, particulièrement dans un contexte de production intelligente où les compromis entre rapidité, stabilité et logistique sont essentiels.

4 Conclusion

Ce chapitre a permis d'appliquer concrètement les concepts d'optimisation multi-objectifs à deux problématiques industrielles représentatives de l'industrie intelligente.

Dans la première application, l'optimisation conjointe de l'ordonnancement et de la maintenance prédictive a montré qu'il était possible d'équilibrer efficacement les délais de production et les coûts liés aux interventions techniques. Grâce à l'algorithme NSGA-II, un ensemble de solutions Pareto-optimales a pu être généré, offrant différentes stratégies de production selon les priorités industrielles (temps, coût ou compromis).

La seconde application a porté sur l'allocation optimale des ressources dans un système de production structuré selon un *Fishbone layout*. Ce cas d'étude a mis en évidence l'intérêt d'une optimisation simultanée de l'efficacité logistique et de la stabilité physique des rayonnages. L'utilisation d'un NSGA-II amélioré, avec adaptation dynamique des paramètres, a permis d'obtenir un front de Pareto bien distribué, démontrant la capacité du modèle à traiter des contraintes spatiales complexes.

Ces deux études confirment que les méthodes d'optimisation multi-objectifs constituent des outils puissants pour la prise de décision industrielle, en particulier dans des environnements contraints, dynamiques et multi-critères. Elles ouvrent également la voie à des extensions futures, intégrant par exemple des données en temps réel, des pannes aléatoires, ou encore des contraintes environnementales.

Conclusion générale

Le présent mémoire a proposé une contribution dans ce domaine, en étudiant une approche d'**optimisations multi-objectives appliquées à la production industrielle intelligente**. En s'appuyant sur le formalisme des systèmes *Job-Shop*, nous avons modélisé une problématique réaliste où les tâches doivent être planifiées en tenant compte non seulement des contraintes opérationnelles, mais également des risques de défaillance des équipements. Cette intégration permet une planification plus robuste, anticipant les interruptions potentielles et réduisant les coûts liés aux pannes non prévues.

L'algorithme **NSGA-II**, choisi pour sa capacité à gérer efficacement des conflits d'objectifs, a été implémenté afin de générer un ensemble de solutions non dominées. Les résultats issus des simulations ont démontré sa capacité à équilibrer plusieurs critères de manière cohérente, tout en conservant une diversité satisfaisante des solutions. L'optimisation conjointe de la production et de la maintenance a permis d'illustrer les bénéfices d'une approche unifiée et orientée vers la performance globale du système.

Par ailleurs, l'application à un **système d'entrepotage intelligent** utilisant une structure de type *Fishbonelayout* a mis en lumière l'utilité de ces techniques dans des environnements logistiques, en prenant en compte des indicateurs supplémentaires comme l'efficacité énergétique, la facilité d'accès et l'équilibrage des flux.

Au terme de ce travail, plusieurs enseignements peuvent être tirés. D'abord, l'approche **multi-objectifs** apparaît comme un levier puissant pour traiter les problèmes industriels complexes, en offrant une vision plus riche et nuancée des compromis possibles. Ensuite, l'intégration de la maintenance prédictive dans le processus de planification permet de renforcer significativement la fiabilité du système et d'allonger la durée de vie des équipements. Enfin, le recours à des algorithmes évolutionnaires tels que **NSGA-II** ouvre la voie à des solutions souples, adaptables et performantes.

Ce mémoire ouvre également plusieurs perspectives pour des recherches futures. Il serait notamment intéressant d'explorer l'intégration de l'apprentissage automatique pour améliorer la prédiction des défaillances, ou encore de coupler l'optimisation **multi-objectifs** avec des modèles de simulation multi-agents. À plus long terme, ces travaux pourraient contribuer à la mise en place de systèmes de production auto-adaptatifs, **caractéristiques de l'industrie 5.0, où l'humain et la machine coopèrent dans une logique de synergie augmentée**.

Annexe

5 Vocabulaire et définitions

5.1 Fonction objectif

C'est le nom donné à la fonction f (ou l'objectif, encore fonction de coût ou critère d'optimisation). C'est cette fonction que l'algorithme d'optimisation va devoir optimiser (trouver un optimum).

Variables de décision

Elles sont regroupées dans le vecteur x . C'est en faisant varier ce vecteur que l'on cherche un optimum de la fonction f .

Minimum global

Un « point » x^* est un minimum global de la fonction f si on a :

$$f(x^*) < f(x) \quad \text{quel que soit } x \text{ tel que } x^* \neq x.$$

Minimum local fort

Un « point » x^* est un minimum local fort de la fonction f si on a :

$$f(x^*) < f(x) \quad \text{quel que soit } x \in V(x^*) \text{ et } x^* \neq x, \text{ où } V(x^*) \text{ définit un « voisinage » de } x^*.$$

Minimum local faible

Un « point » x^* est un minimum local faible de la fonction f si on a :

$$f(x^*) \leq f(x) \quad \text{quel que soit } x \in V(x^*) \text{ et } x^* \neq x, \text{ où } V(x^*) \text{ définit un « voisinage » de } x^*.$$

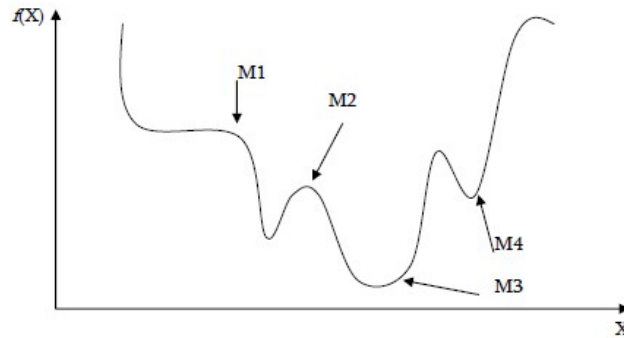


FIGURE 3.6 – Les différents minima

6 loi de Weibull

Les défaillances des équipements industriels ne sont pas aléatoires : elles suivent souvent un comportement probabiliste qui peut être modélisé par des lois statistiques. Parmi elles, la **loi de Weibull** est particulièrement utilisée pour modéliser la durée de vie des composants ou des systèmes mécaniques [7].

Cette loi est définie par deux paramètres principaux :

- le **paramètre de forme** β (bêta),
- le **paramètre d'échelle** η (êta ou “scale”).

La fonction de densité de probabilité (pdf) de la loi de Weibull est donnée par :

$$f(t) = \frac{\beta}{\eta} \left(\frac{t}{\eta} \right)^{\beta-1} e^{-(t/\eta)^\beta}$$

où :

- t représente le temps,
- $\beta > 0$ décrit la forme de la courbe (type de défaillance),
- $\eta > 0$ correspond à la durée caractéristique (après laquelle 63.2% des éléments sont censés être défaillants).

Selon la valeur de β , on peut interpréter le comportement des pannes :

- $\beta < 1$: défaillances *précoces* (défauts de fabrication),
- $\beta = 1$: défaillances *aléatoires* (comportement exponentiel),
- $\beta > 1$: défaillances dues à l'*usure*, de plus en plus fréquentes avec le temps.

La loi de Weibull permet ainsi de définir des **seuils de maintenance prédictive**, c'est-à-dire d'anticiper l'apparition d'une panne à partir d'un certain temps de fonctionnement cumulé. Cela est très utile dans la planification conditionnelle ou intelligente de la maintenance, afin de maximiser la disponibilité des machines tout en limitant les interventions inutiles.

Bibliographie

- [1] **Aouadj, W.** (2019). *Optimisation multi-objectif : études de cas et méthodes de résolution*. Thèse de doctorat, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boume-dienne (USTHB), Alger. [9](#)
- [2] **Bokrantz, J., Skoogh, A., Ylipää, T., Stahre, J.** (2020). *Smart Maintenance : A research agenda for industrial maintenance management*, Journal of Manufacturing Systems, **56**, 138–150. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.06.002> [12](#), [16](#)
- [3] **Boysen, N., de Koster, R., Weidinger, F.** (2019). *Warehousing in the e-commerce era : A survey*, European Journal of Operational Research, **277**(2), 396–411. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.08.023> [18](#)
- [4] **Collette, Y., Siarry, P.** (2002). *Optimisation multiobjectif*. Eyrolles, Paris. [1](#), [4](#), [5](#)
- [5] **Deb, K.** (2001). *Multi-Objective Optimization Using Evolutionary Algorithms*. Wiley, Chichester. [1](#), [2](#), [6](#), [7](#)
- [6] **Deb, K., Pratap, A., Agarwal, S., Meyarivan, T.** (2002). *A fast and elitist multiobjective genetic algorithm : NSGA-II*, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, **6**(2), 182–197. <https://doi.org/10.1109/4235.996017> [10](#)
- [7] **Ebeling, C. E.** (2019). *An Introduction to Reliability and Maintainability Engineering* (2^e éd.). Waveland Press. [16](#), [35](#)
- [8] **Govindan, K., Seuring, S., Zhu, Q., Azevedo, S. G.** (2015). *Accelerating the transition towards sustainability in supply chains : The role of multi-objective optimization*, Journal of Cleaner Production, **112**, 1813–1827. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.01.082> [1](#)
- [9] **Gu, J., Goetschalckx, M., McGinnis, L. F.** (2010). *Research on warehouse operation : A comprehensive review*, European Journal of Operational Research, **203**(3), 539–549. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2009.07.031> [17](#)
- [10] **Gue, K. R., Meller, R. D.** (2006). *Aisle configurations for unit-load warehouses*, IIE Transactions, **38**(10), 799–811. <https://doi.org/10.1080/07408170500232942> [17](#)
- [11] **Herrmann, J. W.** (2006). *Handbook of Production Scheduling*. Springer, New York. [14](#), [15](#)
- [12] **Marler, R. T., Arora, J. S.** (2004). *Survey of Multi-Objective Optimization Methods for Engineering*, Structural and Multidisciplinary Optimization, **26**(6), 369–395. <https://doi.org/10.1007/s00158-003-0368-6> [12](#), [14](#), [15](#)
- [13] **Miettinen, K.** (1999). *Nonlinear Multiobjective Optimization*. Kluwer Academic Publishers, Boston. [1](#), [9](#), [14](#), [15](#)

- [14] **Mobley, R. K.** (2002). *An Introduction to Predictive Maintenance* (2^e éd.). Butterworth-Heinemann. 16
- [15] **Mou, Y., Liu, Y., Wang, C., Zhang, H.** (2024). *Multi-Objective Optimization for Resource Allocation in Intelligent Manufacturing*, Journal of Manufacturing Systems, **74**, 234–248. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2024.02.005> 1, 2, 14, 20
- [16] **Perotti, S., Zorzini, M., Cagliano, R., Michelini, R.** (2011). *La logistique durable : Un nouveau levier de management / Sustainable logistics : A new management lever*, Supply Chain Forum : An International Journal, **12**(3), 4–16. <https://doi.org/10.1080/16258312.2011.11517245> 1
- [17] **Pham, H., Wang, H.** (1996). *Imperfect Maintenance*, European Journal of Operational Research, **94**(3), 425–438. 16
- [18] **Pinedo, M.** (2016). *Scheduling : Theory, Algorithms, and Systems* (5^e édition). Springer. 12, 13, 15
- [19] **Porter, M. E.** (1985). *Competitive Advantage : Creating and Sustaining Superior Performance*. Free Press. 12
- [20] **Stevenson, W. J.** (2020). *Operations Management* (13^e édition). McGraw-Hill Education. 1, 2, 12, 14
- [21] **Wang, J., Ma, Y., Zhang, L., Gao, R. X., Wu, D.** (2021). *Deep learning for smart manufacturing : Methods and applications*, Journal of Manufacturing Systems, **58**, 144–156. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.06.012> 1
- [22] **Xu, X., Xu, L. D., Li, L.** (2018). *Industry 4.0 : State of the art and future trends*, International Journal of Production Research, **56**(8), 2941–2962. <https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1444806> 1
- [23] **Zhao, Z., Yuan, Q.** (2022). *Integrated Multi-objective Optimization of Predictive Maintenance and Production Scheduling : Perspective from Lead Time Constraints*, Journal of Intelligent Management Decision, **1**(1), 67–77. <https://doi.org/10.56578/jimd010108> 1, 2, 19, 22
- [24] **Zhou, M., Li, Z., Huang, S. H.** (2019). *Integrated Production and Maintenance Scheduling in Manufacturing Systems : A Review*, Journal of Manufacturing Systems, **50**, 139–151. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.01.006> 16

Optimisation multi objectif pour la production industrielle

Résumé : Dans un contexte industriel en perpétuelle évolution, les entreprises manufacturières doivent relever de multiples défis : réduction des coûts, amélioration de la qualité, respect des délais de livraison, et adaptation à la variabilité des demandes. Ces objectifs souvent contradictoires exigent des approches d'optimisation avancées, capables de concilier les exigences de performance, de fiabilité et de flexibilité. C'est dans cette perspective que s'inscrit ce mémoire, qui explore l'application de **l'optimisation multi-objectifs** à la **production industrielle intelligente**.

Après une présentation des concepts fondamentaux de l'optimisation multi-objectifs et de l'algorithme NSGA-II, nous nous sommes intéressés à la modélisation des systèmes de production, en particulier les ateliers de type *Job-Shop*, dans lesquels les contraintes d'ordonnancement sont particulièrement complexes. Ce travail met en lumière l'importance de **l'intégration de la maintenance prédictive** dans la planification de la production afin d'améliorer la disponibilité des équipements et d'éviter les interruptions non planifiées.

Deux applications concrètes ont été développées : la première porte sur **l'optimisation conjointe de l'ordonnancement et de la maintenance prédictive**, où le modèle **multi-objectifs** vise à minimiser à la fois le coût de production et le temps total d'exécution. La seconde application concerne **l'allocation optimale des ressources dans un système de production intelligent**, en exploitant une architecture logistique de type *FishboneLayout*. Dans les deux cas, l'algorithme NSGA-II a permis de générer un ensemble de solutions de Pareto, illustrant les compromis possibles entre les différents objectifs.

Ce mémoire met ainsi en évidence l'intérêt de coupler des outils d'intelligence computationnelle à la modélisation industrielle pour accompagner la prise de décisions dans des environnements complexes. **Il ouvre enfin des perspectives prometteuses vers l'intégration de modèles prédictifs avancés et de technologies propres à l'industrie 4.0.**

Mots-Clés. Optimisation multi-objectifs ; NSGA-II ; Ordonnancement ; Maintenance prédictive ; Job-Shop ; Solution de Pareto.

Multi-Objective Optimization for Industrial Production

Abstract : In an ever-evolving industrial context, manufacturing companies must face multiple challenges : cost reduction, quality improvement, compliance with delivery deadlines, and adaptation to demand variability. These often conflicting objectives require advanced optimization approaches capable of balancing performance, reliability, and flexibility requirements. It is from this perspective that this thesis explores the application of **multi-objective optimization to intelligent industrial production**.

After presenting the fundamental concepts of multi-objective optimization and the NSGA-II algorithm, we focused on modeling production systems, particularly *Job-Shop* workshops, where scheduling constraints are especially complex. This work highlights the importance of **integrating predictive maintenance** into production planning to improve equipment availability and avoid unplanned downtime.

Two concrete applications were developed : the first concerns **the joint optimization of scheduling and predictive maintenance**, where the **multi-objective** model aims to minimize both production cost and total execution time. The second application deals with **the optimal allocation of resources in an intelligent production system**, using a *Fish-bone layout* logistics architecture. In both cases, the NSGA-II algorithm generated a set of Pareto solutions, illustrating the trade-offs between different objectives.

This thesis thus emphasizes the value of combining computational intelligence tools with industrial modeling to support decision-making in complex environments. **Finally, it opens up promising perspectives for the integration of advanced predictive models and technologies related to Industry 4.0.**

Keywords. Multi-objective optimization ; NSGA-II ; Scheduling ; Predictive maintenance ; Job-Shop ; Pareto solutions.

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

جامعة عبد الحميد بن باديس-مستغانم-
كلية العلوم الدقيقة والإعلام الآلي

تصريح شرفي خاص بالالتزام بقواعد النزاهة العلمية
لإنجاز البحث

أنا الممضي أدناه،
الطالب(ة): نور الهدى عمارة رقم التسجيل الجامعي: 202037028671
الحامل لبطاقة التعريف الوطنية رقم: 118414769 والصادرة بتاريخ: 03.09.2020

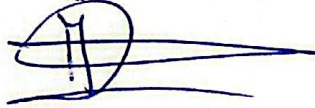
عن: مستغانم
المسجل ب: كلية العلوم الدقيقة والإعلام الآلي / قسم : الرياضيات والإعلام الآلي
شعبة : رياضيات تطبيقية / التخصص : نمذجة تحكم و تجويد
والمكلف بإنجاز مذكرة ماستر بعنوان:

Optimisation multi objectif pour la production industrielle

أصرح بشرفي أنني ألتزم بمراعاة المعايير العلمية والمنهجية ومعايير الأخلاقيات العلمية
والنزاهة الأكاديمية المطلوبة في إنجاز البحث ، وأتحمل المسؤولية الشخصية عن كل المحتوى
المتضمن في البحث المذكور أعلاه .

التاريخ: 11.06.2025

إمضاء المعني



* ملحق القرار الوزاري رقم 933 المؤرخ في 28 جويلية 2016 الذي يحدد القواعد المتعلقة بالوقاية من السرقة العلمية ومكافحتها.