

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur
et de la Recherche Scientifique

Ecole Nationale Supérieure de Management
Koléa



وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

المدرسة الوطنية العليا للمناجنت
القلعة

MEMOIRE DE FIN D'ETUDES

En vue de l'obtention d'un Master académique
En « Management de la Chaine Logistique »

L'optimisation des distances de picking dans la préparation des commandes

Cas : l'entreprise NUMILOG PLF. BOUIRA

Elaboré par :

BAHA Sara

CHEKIROU Fatima Zohra

Encadré par :

Pr. MEDDAHI Atmane

Année universitaire

2025 - 2026

Résumé

La préparation des commandes constitue l'un des processus logistiques les plus critiques et coûteux, impactant directement la productivité de l'entrepôt. Cette recherche vise à optimiser les distances de déplacement au sein de l'entrepôt de "NUMILOG" (Bouira) via une approche exclusivement quantitative. L'étude s'appuie sur le traitement de données réelles issues de 114 commandes et l'application d'une métaheuristique basée sur l'algorithme génétique (TSP-AG) pour résoudre le problème du voyageur de commerce. Les résultats quantitatifs démontrent une réduction significative de 19,45% des distances séquentielles réelles (DPP), confirmant l'efficacité de l'optimisation mathématique. Toutefois, l'analyse des indicateurs montre un gain global modéré de 1,69% sur la distance totale, dû à la prédominance structurelle des trajets fixes (PCC). Cette étude conclut que l'optimisation algorithmique gagne à être complétée par une modélisation dynamique du slotting (classement ABC), afin d'équilibrer rigoureusement les gains de distances avec les contraintes opérationnelles du système WMS.

Mots clés :

Préparation des commandes, Optimisation combinatoire, Algorithme génétique, Problème du voyageur de commerce (TSP), Entrepôt logistique, Système de gestion d'entrepôt (WMS).

Abstract

Order picking is one of the most critical and costly logistics processes. This research aims to optimize travel distances within the "NUMILOG" warehouse (Bouira) through an exclusively quantitative research methodology. The study is based on the analysis of real-world data from 114 orders, applying a genetic algorithm (TSP-AG) to solve the Traveling Salesman Problem and minimize travel distances. Quantitative results show a significant 19.45% reduction in sequential picking distances (DPP), validating the efficiency of mathematical routing optimization. However, measurements indicate that the overall impact on total distance remained moderate (1.69%) due to the structural dominance of fixed paths (PCC) inherent in the current warehouse layout. The research concludes that algorithmic optimization necessitates a broader quantitative framework to incorporate dynamic slotting strategies based on ABC classification, ensuring a precise balance between distance reduction and the safety and productivity constraints enforced by the Warehouse Management System (WMS).

Key words:

Order picking, combinatorial optimization, Genetic algorithm, Travelling Salesman Problem (TSP), Logistics warehouse, Warehouse Management System (WMS).

المخلص

تعد عملية إعداد الطلبات (Picking) من أكثر الأنشطة اللوجستية تكلفة وتأثيراً على أداء المستودعات. يهدف هذا البحث إلى دراسة وتحسين مسافات التنقل داخل مستودع مؤسسة "NUMILOG" بويرة، من خلال تحليل رياضي دقيق للعلاقة بين ترتيب المنتجات وكفاءة مسارات التجميع. اعتمدت الدراسة حصرياً على المنهج الكمي، حيث تم تحليل بيانات واقعية لـ 114 طلبية، مع تطبيق "الخوارزمية الجينية" (TSP-AG) لمعالجة مشكلة البائع المتجول بهدف تقليل المسافات المقطوعة. أظهرت النتائج الكمية قدرة الخوارزمية على تحقيق خفض ملموس بنسبة 19.45% في المسافات المتسلسلة (DPP) بين المنتجات، مما يعزز كفاءة المهام الفردية. ومع ذلك، كشفت القياسات أن الأثر الإجمالي على المسافة الكلية ظل محدوداً (1.69%) بسبب هيمنة مسارات الثابتة (PCC) المرتبطة بتخطيط المستودع الحالي. خلص البحث إلى أن التحسين الخوارزمي يتطلب مقارنة كمية أوسع لدمج استراتيجيات "التسكين الديناميكي" (Slotting) المبنية على تصنيف ABC، لضمان موازنة دقيقة بين تقليل المسافة ومتطلبات الأمان والإنتاجية التي يفرضها نظام إدارة المستودعات (WMS).

الكلمات المفتاحية :

المسافات التشغيلية، المستودع تحضير الطلبات، التحسين التوافقي، الخوارزمية الجينية، مشكلة البائع المتجول اللوجستي، نظام ادارة المستودعات

Remerciements

Nous tenons, tout d'abord, à exprimer notre profonde gratitude à Dieu, Le Tout-Puissant et Miséricordieux, qui nous a accordé la force, la patience et la persévérance nécessaires pour mener à bien ce modeste travail de fin d'études.

Nous adressons nos sincères remerciements à notre encadreur, le Professeur **MEDDAHI Atmane**, pour la qualité de son accompagnement, la pertinence de ses conseils, sa rigueur scientifique ainsi que la confiance qu'il nous a témoignée tout au long de la réalisation de ce mémoire.

Nous exprimons également notre profonde reconnaissance à nos chers parents pour leur amour, leurs sacrifices, leur soutien moral, leurs encouragements constants ainsi que leurs prières, qui nous ont accompagnées tout au long de notre parcours universitaire.

Une pensée particulière est adressée au grand-père de **BAHA Sara, BAHA Aïssa**, en témoignage de son soutien, de sa bienveillance et des nombreux sacrifices consentis tout au long de son parcours éducatif et personnel.

Nous adressons aussi un remerciement particulier à **BENHANNACHE Saned** pour son aide précieuse, sa disponibilité ainsi que son partage généreux d'informations utiles.

Nous tenons également à remercier chaleureusement nos frères et sœurs, nos proches, nos amis ainsi que l'ensemble de nos familles, pour leur présence, leur affection, leur patience et leur soutien tout au long de cette expérience universitaire.

Enfin, nous exprimons notre gratitude à toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce travail.

Table des matières

Résumé	2
Liste des figures.....	10
Liste des tableaux.....	12
Liste des abréviations.....	13
INTRODUCTION GÉNÉRALE	14
<i>CHAPITRE01 : REVUE DE LITERATURE ET CADRE CONCEPTUEL</i>	20
Introduction	21
Section 01 : Revue de littérature	21
1.1. Impacts de la configuration de l'entrepôt et de la localisation des produits sur l'efficacité des parcours de collecte : un cas réel.	21
1.2. Commande multi-objectifs en utilisant les inégalités matricielles linéaires et les algorithmes génétiques :.....	22
1.3. Optimisation combinatoire par entropie croisée :application à des problèmes de grandes tailles dans les entrepôts logistiques :.....	22
1.4.A Special Case of the Multiple Traveling Salesmen Problem in End-of-aisle Picking Systems:	23
1.5. Metaheuristics for the Order Batching Problem in Manual Order Picking Systems:	24
1.6. Optimisation du processus de préparation des commandes dans un entrepôt logistique :.....	25
1.7. Optimization of Warehouse Operations with Genetic Algorithms :.....	26
1.8.« A simulation study of Warehouse order picking »:	27
1.9.« An Original Simulation Model to Improve the Ordre Picking Performance : Case Study of an Automated Warehouse »:	29
1.10. Positionnement de notre étude par rapport à la littérature :.....	32
1.10.1.Ce que la littérature a établi :	32
1.10.2. Ce que notre étude se propose d'apporter :	32
Section 02 : Cadre conceptuel.....	34
2.1. L'entrepôt logistique :	34
2.1.1. Le fonctionnement d'un entrepôt logistique :	34
2.1.2. Opérations Typiques dans un Entrepôt Logistique :.....	35
2.1.3. Découpage de l'entrepôt en zones :.....	36
2.1.4. Définition de plate-forme logistique :	37
2.1.5. Différence entre entrepôt et plate-forme logistique :.....	37

2.1.6. Problèmes Logistiques :	39
2.2. Le picking.....	40
2.2.1. Fonctionnement du picking :	40
2.2.2.Types de Picking :	40
2.2.3. Méthodes de picking :	43
2.2.4.Processus de Picking :	44
2.2.5. Stratège du problème de picking :	45
2.2.6. Importance de la préparation de commande ou du Picking dans la Chaîne Logistique :	46
2.2.7. Problems de picking :	47
2.2.8. Impact des problèmes de picking sur la chaîne logistique :	49
2.2.9. Optimisation du picking en entrepôt :	50
2.3. Optimisation combinatoire :	50
2.3.1. Résolution d'un problème d'optimisation combinatoire :	50
2.3.2. Les applications de l'optimisation combinatoire :	51
2.3.2. Méthodes d'optimisation :	55
2.4. Optimisation de problème du voyageur de commerce (TSP) :	64
Conclusion	75
CHAPITRE II : CADRE METHODOLOGIQUE ET CONTEXRE ORGANISATIONNEL.....	76
Introduction	77
Section 01 : Cadre méthodologique	77
1.1. Le choix du sujet	77
1.2. Positionnement épistémologique :	78
1.2.1. La définition de l'épistémologie	78
1.2.2. Le mode de raisonnement	79
1.2.3. Le paradigme épistémologique	79
1.3. La méthodologie de recherche	80
1.4. Méthodes et outils de collecte de données :	82
1.4.3. Description de l'échantillon et déroulement de l'enquête	84
1.4.4. Méthode de traitement et d'analyse des données	84
1.5. Variables de l'étude	85
1.5.1. Variable indépendante	85

1.5.2. Variable dépendante	85
Section 2 : Contexte organisationnel	87
2.1. Aperçu historique	87
2.1.1. La naissance et le développement de NUMILOG	87
2.1.2. Chiffres Clés	88
2.2. Les activités de NUMILOG	89
2.2.1. L'activité de logistique	89
2.3. Stratégie de NUMILOG	90
2.3.1. Au niveau local	90
2.3.2. À l'international	90
2.4. La chaîne logistique de NUMILOG	91
2.4.1. Le réseau de distribution	91
2.4.2. La plate-forme logistique de Bouira : Un pilier stratégique du réseau national.....	91
2.4.3. Une infrastructure de pointe : Caractéristiques techniques	92
2.4.4. Organisation et répartition des flux.....	92
2.4.5. Les piliers opérationnels de la PFL	93
2.4.6. Processus des Préparations et Expéditions des commandes :.....	94
2.4.7. Processus de gestion des stocks	95
2.5. Le fonctionnement d'entreprises.....	95
2.5.1. La réception.....	95
2.5.2. Le stockage :	96
2.5.3. Expédition :	97
CHAPITRE 3 : RESULTATS & ANALYSES ET DISCUSSION.....	99
Introduction	100
Section 1 : Résultats et analyses.....	101
1.1. Délimitation et périmètre de l'étude :	101
1.2. Organisation physique et lay-out de la Cellule 14 :	101
1.2.1. Structure générale des racks :	101
1.2.2. Dimensions des allées et paramètres géométriques :	102
1.2.3. Niveaux de stockage :	102
1.3. La zone de picking : fonctionnement et caractéristiques :	104
1.3.1. Définition et périmètre de la zone de picking :	104
1.3.2. Adressage des emplacements	105

1.3.3. Équipements de manutention : ..106 (TLILANI.A, 2023/2024) (TLILANI, 2023/2024)	
1.4. Méthode de prélèvement pratiquée :.....107	
1.4.1. Présentation des méthodes de préparation de commandes :.....107	
1.4.2. Complémentarité et optimisation du système de prélèvement :.....109	
1.5. Description de l'échantillon étudié :.....110	
1.5.1. Volume et périmètre de l'échantillon :110	
1.5.2. Répartition selon le type de prélèvement :.....112	
1.6. Modélisation du problème de picking comme un problème de tournées (TSP) :.....113	
1.7. Méthodes de calcul des distances :113	
1.7.1. Formule de calcul de distance picking :114	
1.7.2. Fondement - la distance de Manhattan appliquée au picking :114	
1.8. Modélisation et interprétation des distances de parcours en entrepôt :121	
1.8.1. Choix de la méthode d'optimisation : l'algorithme génétique123	
Fonction objectif générale :125	
1.8.2. Analyse comparative des performances de picking avant et après optimisation par TSP :.....127	
1.8.3. Synthèse des résultats :129	
Section 2 : discussion.....130	
2.1. Vision globale de l'optimisation :130	
2.2. Analyse du comportement commande par commande :133	
2.2.1. Exemples applicatifs :.....136	
2.2.2. Analyse dynamique :.....137	
2.2.3. Visualisation spatiale des parcours :138	
2.2.4. Synthèse : le fil conducteur de toutes les figures :.....140	
2.2.5. Lacune principale : absence d'un système de slotting dynamique basé sur la classification ABC142	
2.3. Suggestion d'amélioration :.....143	
2.3.1. Impact attendu :143	
Conclusion144	
CONCLUSION GENERALE.....145	
Les Références bibliographiques148	
ANNEXES152	

Liste des figures

Figure 1 : picking a la commande.....	41
Figure 2 : picking par lot	42
Figure 3 : picking par zone	43
Figure 4 : Exemple de problème de VRP	52
Figure 5 : Exemple du problème de TSP	53
Figure 6 : Exemple de problèmes de sac ados	54
Figure 7 : Exemple de problème de bin-paking	55
Figure 8 : Schéma des méthodes d'optimisation combinatoire	56
Figure 9 : Algorithme générale de programmation dynamique	58
Figure 10 : Algorithme branch and bond.....	59
Figure 11 : Exemple de chemin de colonie de fourmis.....	61
Figure 12 : démarche d'algorithme de PSO	63
Figure 13 : Mouvement des particules	68
Figure 14 : Exemple de croisement à un point de deux chromosomes.....	73
Figure 15 : Exemple de mutation par inversion.....	73
Figure 16 : la méthode Manhattan	85
Figure 17 : Exemple du descriptif des articles avec leur emplacement et type de prélèvement	106
Figure 18 : Répartition total des distances DPP et PCC	122
Figure 19 : L'histogramme comparatif de la distance totale DPP avant et après optimisation.....	131
Figure 20 : le diagramme circulaire "Répartition DPP avant/après"	132
Figure 21 : la courbe comparative "DPP Avant / DPP Après	133
Figure 22 : Les boxplots des distances inter-produits pour les commandes ELN026 et ELN049.....	135
Figure 23 : la comparaison des barres DPP et distance totale pour ELN026 et ELN049	136

Figure24 : les courbes de Distance cumulée de picking par produit pour ELN026 et ELN049.....	137
Figure 25 : le schéma des parcours picking avant et après optimisation pour ELN026 et ELN049.....	139

Liste des tableaux

Tableau 1 : Synthèse de la revue de littérature	31
Tableau 2 : Déférence entre les entrepôts et les plates-formes logistique.....	38
Tableau 3: Algorithme générale de colonie de fourmis.....	61
Tableau 4 : Résumé des paradigmes épistémologiques.....	80
Tableau 5 : Les chiffres clés	88
Tableau 6: Structure générale des racks	101
Tableau 7 : Dimensions des allées et paramètres géométriques	102
Tableau 8 : Niveaux de stockage.....	103
Tableau 9: Équipements de manutention.....	106
Tableau 10 : Synthèse des commandes – lignes de prélèvement et quantités logistique	111
Tableau 11 : Nombre de lignes dans chaque type de prélèvement	112
Tableau 12 : Les coordonnées X.....	116
Tableau 13 : Représentation de l'ordre de picking des produits dans l'entrepôt NUMILOG selon WMS -ELN017 BOUMERDES.....	118
Tableau 14 : Synthèse des distances DPP, PCC et distance totale par commande	120
Tableau 15 : Les déroulement de l'algorithme génétique.....	124
Tableau 16 : Représentation de l'ordre optimisé de picking des produits dans l'entrepôt NUMILOG selon (TSP –AG) – ELN017 BOUMERDES	125
Tableau 17 : Distance après application de l'algorithme génétique (TSP-AG)	126
Tableau 18 : Indicateurs de performance (KPI) du picking avant et après optimisation par TSP	128

Liste des abréviations

ABC : Classification ABC

ADM : Administration

BIT : Bureau International du Travail

BR : Bon de Réception

BT : Bon de Transfert

CEL : Chef d'Équipe Logistique

CLR : Centre Logistique Régional

DDA : Danone Djurdjura Algérie

EAN : European Article Numbering

EDI : Échange de Données Informatisées

LRT : Liste Récapitulative Transporteur

OC : Ordre de Commande

OD : Ordre de Déchargement

OPL : Opérateur Logistique

PC : Poste de Contrôle

PCC : Prélèvement en Conditionnement Complet

DPP : Détail Prélèvement Picking

WMS : Warehouse Management System

AG : Algorithme Génétique

TSP : Traveling Salesman Problem

RCC : Mission de réapprovisionnement de la zone picking

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Dans un environnement économique mondial marqué par une concurrence accrue et des exigences croissantes des clients en matière de rapidité et de fiabilité des livraisons, la logistique d'entrepôt s'impose aujourd'hui comme un levier stratégique essentiel pour la performance des entreprises. La chaîne logistique ne se limite plus au simple acheminement des marchandises, mais englobe l'ensemble des opérations internes qui influencent directement l'efficacité globale des systèmes de distribution.

Parmi ces opérations, la préparation des commandes, ou le « picking » constitue une activité centrale et déterminante dans la performance d'un entrepôt. Elle peut être comparée, sur le plan conceptuel, au comportement du consommateur dans un supermarché, où celui-ci se déplace entre les rayons afin d'optimiser son parcours, gagner du temps et éviter les erreurs. De la même manière, l'opérateur de picking suit un ordre de prélèvement dans un espace de stockage contraint, ce qui met en évidence l'importance de la minimisation des déplacements et de l'optimisation des trajets.

À l'échelle industrielle, cette activité représente un enjeu économique majeur, puisqu'elle constitue l'un des postes les plus coûteux au sein d'un entrepôt, principalement en raison du temps consacré aux déplacements, qui n'ajoutent pas de valeur directe au produit. Ainsi, le picking se caractérise par une forte intensité de main-d'œuvre, une pénibilité importante et une sensibilité élevée aux erreurs opérationnelles.

Dans ce contexte, l'optimisation des distances de picking devient un levier essentiel d'amélioration de la performance logistique, influençant directement les coûts d'exploitation, les temps de traitement et la qualité de service. Cette optimisation permet non seulement de réduire les coûts, mais aussi d'améliorer l'efficacité globale du système sans investissement supplémentaire en ressources humaines.

Face à ces enjeux, plusieurs approches issues de la recherche opérationnelle et de l'optimisation combinatoire sont mobilisées, notamment les modèles inspirés du problème du voyageur de commerce (TSP), les heuristiques de routage, ainsi que les métaheuristiques telles que les algorithmes génétiques. Ces méthodes visent à déterminer des trajets de picking optimisés en tenant compte des contraintes spatiales de l'entrepôt. Par ailleurs, des facteurs organisationnels tels que le slotting, la classification ABC et l'allocation des emplacements jouent également un rôle déterminant dans la performance des opérations.

Dans un environnement logistique de plus en plus digitalisé, le rôle du Warehouse Management System (WMS) est fondamental. Il permet de centraliser les données relatives aux emplacements, aux commandes et aux fréquences de prélèvement, afin de générer des parcours de picking et d'évaluer des indicateurs de performance tels que le temps de cycle, la productivité et la qualité de service. Ainsi, l'optimisation des distances de picking dépasse le cadre purement opérationnel pour devenir une problématique stratégique intégrée à la conception globale du système logistique.

C'est dans ce cadre que s'inscrit la présente étude, qui vise à analyser et optimiser les opérations de picking au sein d'un environnement logistique réel. Le domaine de recherche se situe à l'intersection du management de la chaîne logistique, de la recherche opérationnelle et de l'optimisation combinatoire.

La problématique

Dans un contexte de mondialisation accrue et d'exigences clients en termes de rapidité et fiabilité des livraisons, la préparation des commandes (picking) constitue l'un des processus les plus coûteux et chronophages des entrepôts logistiques modernes. Chez Numilog Plateforme Logistique de Bouira (Cellule 14, dédiée à Danone Algérie), cette activité révèle des inefficacités structurelles critiques qui compromettent la performance globale de la chaîne logistique.

La question principale de notre étude est comme suit :

Comment le TSP-AG optimise-t-il les parcours de picking de la Cellule 14 de NUMILOG afin de réduire les distances parcourues et d'améliorer la performance malgré les limites du WMS actuel ?

Cette question principale peut être fragmentée en question secondaires suivantes :

- **Question 1 :** Quelle est l'ampleur des inefficacités des parcours actuels de picking dans la Cellule 14, mesurée sur un échantillon de 114 commandes ?
- **Question 2 :** Comment modéliser le processus de picking de la Cellule 14 sous forme de problème du voyageur de commerce (TSP) résolu par des méthodes d'optimisation combinatoire ?

- **Question 3 :** L'algorithme génétique (TSP-AG) surpasse-t-il réellement les séquences générées par le WMS actuel en termes de réduction des distances de picking ?
- **Question 4 :** Quels sont les obstacles techniques et opérationnels au déploiement réel de la solution TSP-AG, et quelles améliorations peuvent y remédier ?
- **Question 5 :** Comment la modélisation de l'entrepôt en graphe complet où chaque nœud représente un emplacement produit permet-elle de transformer le problème de picking en un TSP résolu par méta heuristiques ?

Intérêt de la recherche

L'intérêt de cette recherche réside dans l'amélioration de la performance logistique de l'entrepôt de NUMILOG Bouira, à travers la réduction des distances de picking, la diminution des déplacements inutiles et l'augmentation de la productivité des préparateurs. Elle présente également un intérêt scientifique, dans la mesure où elle applique une démarche quantitative fondée sur des données réelles et sur un algorithme génétique pour résoudre un problème d'optimisation combinatoire dans un contexte logistique concret.

Objectif de la recherche

Cette recherche a pour objectif d'optimiser les distances de picking dans le processus de préparation des commandes au sein de l'entrepôt de NUMILOG Algérie, en s'appuyant sur une approche quantitative et sur l'utilisation d'un algorithme génétique appliqué au problème du voyageur de commerce.

Méthodologie de recherche

Cette recherche adopte une méthodologie quantitative, visant à mesurer et optimiser objectivement la performance du processus de préparation des commandes (picking) au sein de l'entrepôt de l'entreprise "NUMILOG".

- ✓ **Approche quantitative :** La démarche repose sur l'exploitation statistique de données réelles extraites du système de gestion des stocks (WMS). L'analyse porte sur un échantillon significatif de 114 commandes, permettant de quantifier précisément les

distances parcourues par les opérateurs et d'évaluer l'impact des configurations de stockage sur la productivité.

- ✓ **Application d'outils d'optimisation** : Dans un premier temps, une collecte exhaustive des données de parcours (DPP et PCC) a été réalisée pour établir un diagnostic de la performance actuelle. Ensuite, une approche par métaheuristique, basée sur l'implémentation d'un algorithme génétique (TSP-AG), a été mobilisée pour résoudre le problème du voyageur de commerce et déterminer des séquences de prélèvement optimales. Enfin, une analyse comparative des indicateurs de performance (KPI) avant et après optimisation a été effectuée, permettant de mesurer statistiquement le gain en distance et de valider l'efficacité de la solution algorithmique proposée tout en la confrontant aux contraintes réelles du terrain.

Terrain de recherche

L'étude est menée au sein de l'entreprise NUMILOG W. Bouira, prestataire logistique opérant pour le compte de Danone Algérie, plus précisément au niveau de la Cellule 14 de la plate-forme logistique (PFL). Cette cellule est dédiée à la distribution des produits Danone et constitue un environnement représentatif des problématiques de préparation des commandes en entrepôt.

Organisation du mémoire :

Ce mémoire est structuré en trois chapitres principaux, articulés de manière cohérente pour répondre à la problématique de l'optimisation des distances de préparation de commandes.

Le premier chapitre, Cadre théorique et conceptuel, explore les fondements de la gestion des entrepôts. Il est structuré en deux sections : la première section est consacrée à la revue de la littérature sur la gestion des stocks et les processus de picking ; la deuxième section présente le cadre conceptuel, incluant les indicateurs de performance logistique (KPI), les méthodes d'optimisation des tournées et les stratégies de slotting (ABC) nécessaires à la compréhension de notre étude.

Le deuxième chapitre, Cadre méthodologique et organisationnel, expose la démarche quantitative rigoureuse adoptée pour notre recherche. Ce chapitre détaille le choix de la méthode de collecte de données, le traitement statistique d'un échantillon réel de 114 commandes, ainsi que le positionnement de notre étude. Il inclut également une présentation

complète de l'entreprise "Numilog", de son organisation et du fonctionnement opérationnel de son entrepôt, permettant de situer précisément le contexte de notre analyse.

Enfin, le troisième chapitre, Analyse des résultats et recommandations, présente les résultats obtenus suite à l'application de l'algorithme génétique (TSP-AG). Il expose le traitement mathématique des données et la comparaison des indicateurs de performance (DPP et PCC) avant et après optimisation. Ce chapitre discute ensuite l'impact des résultats, formule des recommandations stratégiques pour l'amélioration du layout et du slotting dynamique, tout en présentant les limites de l'étude et les perspectives de recherche futures.

***CHAPITRE01 : REVUE DE
LITERATURE ET CADRE
CONCEPTUEL***

Introduction

Ce premier chapitre constitue à identifier les revues de littérature approfondie traitant des méthodes de picking, du routage des préparateurs, ainsi que des heuristiques appliquées à l'optimisation des distances, notamment à travers le prisme du problème du voyageur de commerce (TSP). Par la suite, nous définissons les concepts fondamentaux entourant l'entrepôt logistique, son fonctionnement opérationnel et le découpage stratégique de ses zones pour maximiser l'efficacité. L'analyse se poursuit par une exploration détaillée des diverses méthodes de préparation (unitaire, par lot, par zone, par vagues) et des enjeux critiques liés au processus de picking. Enfin, nous abordons l'optimisation combinatoire comme levier majeur de performance, en explicitant la formulation mathématique du TSP et ses applications concrètes pour résoudre les problématiques de routage dans un contexte logistique exigeant.

Section 01 : Revue de littérature

Cette section présente une analyse de la littérature scientifique portant sur l'optimisation des distances de picking dans le processus de préparation des commandes en entrepôt logistique. Il vise à positionner notre problématique dans le cadre des recherches existantes et à établir le fondement théorique de notre étude.

1.1. Impacts de la configuration de l'entrepôt et de la localisation des produits sur l'efficacité des parcours de collecte : un cas réel.

Cet article examine comment la configuration des allées d'un entrepôt et la localisation des produits influencent la distance parcourue lors du picking des commandes. L'objectif principal est d'obtenir des réductions significatives dans les parcours de collecte en utilisant une perspective liée au problème du voyageur de commerce (TSP) appliqué au picking d'entrepôt. Sur le plan méthodologique, l'étude est basée sur des données réelles d'un centre de distribution à Québec, avec une modélisation TSP pour analyser l'optimisation des itinéraires et améliorer l'efficacité opérationnelle. Les résultats montrent que des réductions significatives (plus de 16%) dans les parcours de collecte peuvent être obtenues, réduisant les coûts logistiques. Cela met en lumière l'importance de l'optimisation des itinéraires pour l'optimisation des distances de picking dans la préparation de commandes. (Tremblay, 2012)

1.2. Commande multi-objectifs en utilisant les inégalités matricielles linéaires et les algorithmes génétiques :

Ce chapitre vise à expliquer les principes des algorithmes génétiques multiobjectifs pour traiter les problèmes d'optimisation multicritères. L'objectif principal est de rechercher un ensemble de solutions Pareto-optimales grâce au travail sur une population importante, en s'adaptant aux multicritères sans informations a priori. Sur le plan méthodologique, il utilise la dominance Pareto, le partage de fitness et le niching pour la diversité : codage binaire/Gray ; opérateurs sélection (roulette, tournoi, SUS, rang), croisement (1/2 points, uniforme), mutation (flip, transposition, inversion) avec $P_m = 1 - (1 - 1/l)^\sigma$; évaluation multi (rang Pareto, fitness sharing noyau Epanechnikov, restriction accouplement, elitism) ; flux population initiale $\rightarrow$ éval $\rightarrow$ sélection $\rightarrow$ croisement/mutation $\rightarrow$ nouvelle pop jusqu'à N générations. Les résultats concluent que les AG conviennent aux Pareto-optimal (tuning P_c 0.5-0.9, P_m faible), particulièrement en contrôle des systèmes. Ce chapitre théorique fournit une base pour les AG multiobjectifs en optimisation des distances de picking. (Houam, 2013)

1.3. Optimisation combinatoire par entropie croisée : application à des problèmes de grandes tailles dans les entrepôts logistiques :

Cette étude s'inscrit pleinement dans le domaine de l'optimisation des performances globales des entrepôts logistiques, où les inefficacités de déplacement représentent un enjeu majeur. Elle a réalisé une étude ayant pour objectif principal d'optimiser l'affectation des produits dans les emplacements de stockage, connu sous le nom de Storage Assignment Problem, afin de réduire les distances parcourues lors de la préparation des commandes et ainsi améliorer la productivité tout en diminuant les coûts opérationnels, soulignant que le processus de picking représente une part importante des coûts totaux ; cela justifie pleinement son alignement avec notre recherche dédiée à l'optimisation des distances de picking dans la préparation de commandes. Sur le plan méthodologique, les auteurs adoptent une approche mathématique et algorithmique sophistiquée, basée sur l'utilisation de la méthode de l'entropie croisée (Cross-Entropy Method), une technique probabiliste récente et puissante en optimisation combinatoire ; le problème est d'abord transformé d'un modèle déterministe classique vers un modèle stochastique avancé, permettant de générer un ensemble diversifié de solutions potentielles à chaque itération de l'algorithme. Les meilleures solutions sont ensuite sélectionnées de manière itérative afin de mettre à jour les paramètres probabilistes et de converger progressivement vers une solution optimale globale

; par ailleurs, l'étude repose sur une modélisation détaillée de l'entrepôt sous forme de graphe orienté, où les emplacements de stockage sont représentés par des nœuds interconnectés et les déplacements possibles par des arcs pondérés par les distances, facilitant ainsi l'analyse approfondie des différents chemins et interactions potentielles. Cette méthode a été testée initialement à travers des simulations contrôlées de divers scénarios, puis appliquée concrètement à un cas réel d'entrepôt comportant plus de 1000 emplacements de stockage, démontrant sa scalabilité. Les résultats obtenus montrent que la méthode de l'entropie croisée est capable de fournir des solutions extrêmement proches de l'optimum global dans un temps de calcul raisonnable et prévisible, avec une convergence rapide remarquable et une faible sensibilité aux pièges des optimums locaux, en comparaison avec d'autres approches comme les algorithmes génétiques ou le recuit simulé qui peuvent stagner plus facilement. Dans l'application industrielle spécifique, les auteurs ont observé une réduction d'environ 25% de la distance totale parcourue par les opérateurs, par rapport aux solutions classiques implémentées dans les systèmes WMS traditionnels, ce qui démontre l'efficacité significative de cette approche non seulement en termes de réduction des coûts directs mais aussi d'amélioration des performances globales du picking, rendant cette étude un pilier pour les optimisations futures des distances. (Durieux, 2014)

1.4.A Special Case of the Multiple Traveling Salesmen Problem in End-of-aisle Picking Systems:

Cette étude intitulée « A special case of the multiple traveling salesmen Problem in end-of-aisle picking systems » s'inscrit dans le cadre plus large de l'amélioration continue de la performance des systèmes de préparation de commandes au sein des entrepôts logistiques modernes. Elle a réalisé une étude ayant pour objectif principal de traiter le problème complexe de l'organisation des trajets de plusieurs opérateurs à l'intérieur de l'entrepôt, en s'appuyant sur le modèle mathématique du Multiple Traveling Salesmen Problem (mTSP), avec pour ambition de minimiser la distance totale parcourue collectivement tout en optimisant la répartition équilibrée des tâches entre les différents opérateurs, un enjeu critique qui résonne directement avec notre problématique d'optimisation des distances de picking dans des environnements multi-opérateurs. Le choix de ce sujet s'explique par l'importance cruciale de l'activité de picking dans la réduction des coûts opérationnels et l'augmentation de l'efficacité globale. Sur le plan méthodologique, les auteurs ont adopté

une approche analytique et mathématique rigoureuse et adaptée : l'entrepôt a été modélisé en détail comme un système d'allées parallèles (aisles), en mettant particulièrement l'accent sur les extrémités des allées (end-of-aisle) comme points stratégiques d'entrée et de sortie ; un modèle spécifique du problème mTSP a ensuite été développé et calibré pour s'adapter précisément aux caractéristiques uniques de ce type de configuration logistique. Par ailleurs, des techniques d'optimisation combinatoire avancées ont été mobilisées, incluant à la fois des méthodes exactes pour les instances petites et des heuristiques performantes pour les cas plus grands, afin d'explorer exhaustivement l'espace des solutions possibles dans des délais computationnels acceptables. L'évaluation du modèle a été réalisée à travers des simulations exhaustives de différents scénarios réalistes, prenant en compte plusieurs paramètres variables tels que le nombre exact de pickers impliqués, le volume et la fragmentation des commandes, ainsi que la répartition spatiale des produits dans l'entrepôt. Les résultats obtenus démontrent que l'application de ce modèle mTSP permet d'assurer une meilleure répartition des tâches entre les opérateurs, évitant les chevauchements inutiles, et de réduire significativement les distances totales parcourues par rapport aux méthodes traditionnelles non optimisées, avec des gains mesurables en efficacité. En outre, l'étude met en évidence de manière convaincante que l'organisation des trajets à partir des extrémités des allées contribue à diminuer les interférences et collisions potentielles entre les opérateurs, tout en améliorant la fluidité générale des déplacements au sein de l'entrepôt, des éléments clés pour toute optimisation des distances de picking en contexte multi-utilisateurs.) **Baardman** , (2021)

1.5. Metaheuristics for the Order Batching Problem in Manual Order Picking Systems:

Cette étude, intitulée « Meta-heuristics for the Order Batching Problem », se concentre exclusivement sur l'optimisation des processus de préparation de commandes dans les entrepôts, un maillon essentiel et souvent bottleneck de la chaîne logistique globale. Elle a réalisé une étude ayant pour objectif principal d'améliorer l'efficacité des systèmes de préparation manuelle en minimisant les distances de déplacement des préparateurs de commandes et le temps total nécessaire pour regrouper les articles commandés en lots, en tenant compte de la complexité extrême du "Order Batching Problem" (OBP) qui constitue un problème d'optimisation combinatoire NP-difficile, rendant les méthodes exactes souvent impraticables pour les instances réelles de grande taille rencontrées en pratique industrielle

; cela la positionne idéalement au cœur de notre recherche sur l'optimisation des distances de picking. La motivation réside dans le besoin urgent de solutions scalables pour la logistique moderne. Sur le plan méthodologique, les auteurs ont développé et évalué de manière approfondie deux approches méta-heuristiques particulièrement performantes : la recherche locale itérée (Iterated Local Search - ILS), qui explore intensivement les voisinages locaux pour raffiner les solutions, et l'optimisation par colonies de fourmis (Ant Colony Optimization - ACO), inspirée des comportements naturels pour construire des chemins probabilistes optimaux. Ces algorithmes ont été testés à travers une série d'expériences numériques intensives et contrôlées, en comparant systématiquement les résultats obtenus avec ceux des méthodes heuristiques constructives classiques déjà documentées dans la littérature existante, couvrant des benchmarks variés en taille et complexité. Les résultats démontrent de façon consistante que les méthodes méta-heuristiques proposées surpassent systématiquement les approches traditionnelles basées sur des règles simples et statiques, en termes de qualité de solution et de temps de calcul, offrant ainsi des outils robustes et flexibles permettant une gestion plus dynamique et économique des entrepôts, répondant aux exigences croissantes de réactivité et de réduction des coûts opérationnels dans le secteur de la logistique, particulièrement pour l'optimisation des distances en batch picking. (Sebastian Henn, 2010)

1.6. Optimisation du processus de préparation des commandes dans un entrepôt logistique :

Cette étude porte spécifiquement sur l'analyse et l'optimisation concrète du processus de préparation de commandes au sein d'un entrepôt logistique réel localisé en Algérie, reflétant des défis pratiques du terrain. Elle a réalisé une étude ayant pour objectif principal d'améliorer la performance opérationnelle globale en réduisant les distances parcourues par les préparateurs de commandes et en diminuant le temps global de traitement des commandes traitées quotidiennement, en mettant l'accent sur les problèmes concrets d'organisation interne qui impactent directement l'efficacité du picking. L'auteur s'est intéressé particulièrement aux problèmes liés à l'organisation interne de l'entrepôt, notamment la disposition optimale des produits sur les étagères, la circulation fluide des opérateurs entre les zones, et la gestion stratégique des emplacements de stockage en fonction des flux ; l'étude met en évidence que les déplacements inutiles et redondants représentent une part importante et souvent sous-estimée du temps de travail total des

opérateurs. Sur le plan méthodologique, une approche de type étude de cas approfondie et immersive a été adoptée pour capturer la réalité opérationnelle : les données ont été collectées exhaustivement sur le terrain à travers l'observation directe et prolongée des opérations de picking quotidiennes, ainsi que par l'analyse détaillée des flux de marchandises entrants et sortants ; des outils de mesure de performance (KPI) standards comme le temps par ligne de commande ou la distance moyenne par picking ont été utilisés afin d'évaluer objectivement la situation initiale et de quantifier les inefficacités. Les résultats montrent de manière claire que l'absence d'une stratégie claire et formalisée de routage entraîne une augmentation significative et mesurable des distances parcourues par les opérateurs, souvent due à des allers-retours imprévus. L'étude propose alors une réorganisation complète du layout de l'entrepôt, incluant une redéfinition des zones, ainsi qu'une meilleure affectation des produits selon leur fréquence de demande historique (produits ABC), menant à une optimisation tangible des parcours. Les conclusions indiquent qu'une optimisation simple mais bien ciblée des parcours peut générer des gains importants en termes de productivité horaire et de réduction des coûts logistiques associés aux distances excessives en picking, validant l'approche pour des contextes similaires. (Brahimi, 2023)

1.7. Optimization of Warehouse Operations with Genetic Algorithms :

Cette étude vise à développer un système global et intégré d'optimisation des opérations de stockage et de préparation en entrepôt en exploitant les puissances des algorithmes évolutionnistes. Elle a réalisé une étude ayant pour objectif principal de réduire drastiquement le temps total d'exécution des commandes ainsi que la distance totale parcourue à l'intérieur de l'entrepôt, en se concentrant principalement sur deux problèmes essentiels et interdépendants : l'optimisation de l'affectation des produits dans l'entrepôt (product placement) et l'optimisation des itinéraires de préparation des commandes (order picking routes), des facteurs représentant l'une des principales sources de coûts dans la logistique moderne et directement centraux pour notre optimisation des distances de picking. Sur le plan méthodologique, les auteurs ont adopté un modèle d'optimisation à deux niveaux hiérarchiques et synergiques (two-level optimisation system) : le premier niveau traite spécifiquement le problème d'affectation des produits pour minimiser les distances moyennes aux zones de picking, tandis que le second niveau s'intéresse à la détermination du chemin le plus court et efficace pour chaque commande spécifique. L'approche repose sur l'utilisation de plusieurs techniques complémentaires et avancées, notamment les algorithmes génétiques (Genetic Algorithm - GA) pour l'évolution des populations de

solutions, le croisement multi-parent pour une diversité accrue, l'amélioration locale itérative (local search improvement) pour raffiner les meilleurs individus, et les techniques de mise en cache (caching techniques) pour accélérer les calculs répétés ; l'entrepôt est modélisé sous forme de graphe complet (graph-based model), où chaque point représente un emplacement de stockage précis, et les distances sont calculées à l'aide d'une matrice de distances précomputée exhaustive (distance matrix). Le système est conçu pour fonctionner de manière itérative et adaptative (iterative optimization), permettant ainsi d'améliorer progressivement les solutions au fil des générations successives de l'algorithme génétique. Les résultats montrent une amélioration significative et quantifiable des performances globales par rapport aux méthodes traditionnelles statiques : une réduction du temps de préparation allant jusqu'à 54% a été observée lors de l'optimisation isolée des itinéraires de picking, et une réduction supplémentaire pouvant atteindre 21% a été obtenue lorsque l'affectation des produits et le routage sont optimisés simultanément de façon couplée. L'étude démontre également que la combinaison stratégique de la stratégie de stockage et du routage permet d'obtenir de meilleurs résultats synergiques que le traitement isolé et séquentiel de chaque problème ; enfin, les résultats confirment que les algorithmes génétiques sont particulièrement adaptés et robustes aux problèmes complexes de type NP-difficile (NP-hard), tels que le problème du voyageur de commerce (TSP) et l'optimisation globale des systèmes de stockage et picking en entrepôt. (Kordos, 2022)

1.8.« A simulation study of Warehouse order picking »:

Cette étude « A simulation study of Warehouse order picking » réalisée par Petersen Carl G. en 2004 examine de manière comparative l'efficacité des différentes stratégies de préparation de commandes à travers des simulations réalistes et paramétrées. Elle a réalisé une étude ayant pour objectif principal d'évaluer et de comparer l'efficacité de plusieurs politiques de préparation de commandes afin d'identifier celles qui permettent d'optimiser les opérations logistiques dans leur ensemble, en analysant précisément l'impact de ces politiques sur des indicateurs clés de performance tels que le temps de traitement des commandes, la distance totale parcourue par les opérateurs et le niveau global de productivité mesuré en lignes par heure, des métriques essentielles pour notre problématique d'optimisation des distances de picking. Sur le plan méthodologique, l'étude repose sur une approche basée sur la simulation informatique, considérée comme particulièrement adaptée et puissante pour modéliser les systèmes logistiques complexes et dynamiques avec de

multiples variables interactives ; l'auteur a développé un modèle de simulation fidèle représentant un entrepôt typique et standardisé, dans lequel plusieurs scénarios de préparation de commandes ont été testés de façon exhaustive. Ces scénarios incluent notamment le picking par commande individuelle (discrete picking) pour une exécution séquentielle, le batch picking (préparation par lots) pour regrouper plusieurs commandes en un parcours unique, et le zone picking (préparation par zones) pour diviser l'entrepôt en secteurs assignés ; chaque stratégie a été évaluée dans des conditions variées et contrôlées, en faisant évoluer des paramètres critiques tels que le nombre de commandes simultanées, la taille variable des commandes, la disposition physique de l'entrepôt et la localisation dispersée ou clusterisée des articles demandés, offrant ainsi une analyse complète, réaliste et généralisable des performances relatives. Les résultats obtenus montrent que le batch picking constitue l'une des stratégies les plus efficaces dans les environnements caractérisés par un volume élevé et corrélé de commandes, car en regroupant plusieurs commandes en un seul parcours optimisé, cette méthode permet de réduire considérablement les déplacements redondants des opérateurs, entraînant une amélioration significative de la productivité globale et une minimisation des distances totales. En revanche, l'étude souligne que le picking par commande individuelle reste plus adapté dans les situations où les commandes sont peu nombreuses, très urgentes ou hautement personnalisées, car il offre une meilleure réactivité et flexibilité sans batching ; quant au zone picking, il permet de réduire la complexité des déplacements en limitant strictement les zones d'intervention des opérateurs à des secteurs dédiés, mais nécessite une bonne coordination inter-zones pour éviter les retards en consolidation. L'analyse met également en évidence que le choix optimal de la stratégie de préparation de commandes dépend fortement des caractéristiques spécifiques de l'entrepôt, notamment sa taille physique, sa configuration spatiale (layout) et la nature stochastique ou déterministe de la demande ; il n'existe donc pas de solution universelle miracle, mais plutôt un ensemble de stratégies à adapter contextuellement en fonction des contraintes et objectifs opérationnels de l'entreprise. En conclusion, cette étude démontre que l'optimisation de la préparation de commandes passe inévitablement par une sélection judicieuse et data-driven des politiques de picking, en tenant compte des contraintes réelles, et met en évidence le rôle clé et indispensable des outils de simulation dans l'évaluation préalable des performances, constituant une base solide et empirique pour le développement de solutions d'optimisation avancées dans les entrepôts logistiques, particulièrement pour les distances de picking. (Petersen, 2004)

1.9.« An Original Simulation Model to Improve the Order Picking Performance : Case Study of an Automated Warehouse »:

Cette étude « An Original Simulation Model to Improve the Order Picking Performance : Case Study of an Automated Warehouse », réalisée par Faria Francisco et Reis Vasco en 2015, porte spécifiquement sur l'amélioration tangible de la performance du processus de préparation de commandes dans un entrepôt automatisé high-tech. Elle a réalisé une étude ayant pour objectif principal d'analyser l'impact combiné et interactif des politiques de stockage et des stratégies de routage sur la performance globale du système de préparation de commandes, en cherchant à identifier les meilleures combinaisons possibles permettant de réduire à la fois le temps de traitement des commandes et les distances parcourues lors des opérations de picking automatisées ou semi-automatisées, une approche holistique qui complète idéalement notre recherche sur l'optimisation des distances de picking. Sur le plan méthodologique, les auteurs ont développé un modèle de simulation original et personnalisé représentant fidèlement un entrepôt automatisé réel, intégrant plusieurs politiques de stockage variées telles que le stockage aléatoire pour une flexibilité maximale, le stockage dédié pour des SKUs spécifiques, et le stockage par classes basé sur la rotation (ABC) ; ce modèle incorpore également différentes stratégies de déplacement utilisées lors de la préparation des commandes, comme des routages optimisés ou heuristiques. Plusieurs scénarios combinatoires ont été simulés de manière systématique afin de comparer les performances relatives de chaque configuration dans des conditions identiques et reproductibles, mesurant des KPI comme le temps cycle et la distance totale. L'utilisation de la simulation permet d'analyser en profondeur le comportement dynamique du système logistique sans perturber les opérations réelles en production, offrant la flexibilité d'évaluer un grand nombre d'alternatives et de mesurer précisément leur impact sur les indicateurs de performance critiques. Les résultats de l'étude montrent que certaines combinaisons spécifiques de stratégies permettent d'améliorer significativement la performance du système dans son ensemble : en particulier, l'association du stockage par classes (groupant les articles à haute rotation près des zones de sortie) avec des méthodes de routage adaptées et intelligentes permet de réduire les distances de déplacement des véhicules ou opérateurs et d'améliorer l'efficacité globale du processus de préparation de commandes. L'étude met également en évidence de façon probante que la performance du picking dépend fortement de l'interaction synergique entre les décisions de stockage (où placer quoi) et les décisions de routage (comment y aller), de sorte que l'optimisation d'un seul paramètre isolé ne suffit

absolument pas pour obtenir une performance optimale, mais nécessite impérativement une approche globale et intégrée tenant compte des deux dimensions pour maximiser les gains en distances de picking. (Faria, 2015)

Tableau 1 : Synthèse de la revue de littérature

Année	Auteur	But	Résultats
2012	Tremblay	Réduire distances via TSP configuration allées Québec	>16% ↓ distances
2013	Houam	Pareto AG multi-objectifs (codage Gray, rang Pareto)	Convergence théorique AG
2014	Durieux	Storage Assignment entropie croisée >1000 emplacements	25% ↓ distances vs WMS
2021	Baardman	mTSP end-of-aisle multi-opérateurs simulations	↓ interférences, gains vs tradition
2010	Henn	Order Batching ILS/ACO NP-difficile	Surpasse heuristiques batching
2023	Brahimi	Picking Algérie case study KPI reorganisation	↓ déplacements inutiles DZ
2022	Kordos	GA two-level placement/routes graphe	54% ↓ routes ; +21% combiné
2004	Petersen	Simulations batch/zone/discrete scénarios	Batching optimal volumes élevés
2015	Faria	Simulation stockage classes/routage automatisé	Classes + routage ↓ distances

Source : élaborer par nous

1.10. Positionnement de notre étude par rapport à la littérature :

L'analyse critique des travaux scientifiques présentés dans cette section permet de dresser un état de l'art solide et de situer avec précision notre contribution dans le paysage académique existant.

1.10.1.Ce que la littérature a établi :

Les recherches menées ces deux dernières décennies convergent unanimement sur un constat fondamental : les distances parcourues lors des opérations de picking constituent le principal gisement de performance inexploité dans les entrepôts logistiques. Tremblay (2012) a démontré, sur données réelles, que l'optimisation des itinéraires de collecte permettait des réductions supérieures à 16 % des parcours, en mobilisant une approche TSP appliquée à la configuration des allées. Durieux (2014) a prolongé ce constat en prouvant que la méthode de l'entropie croisée, appliquée à un entrepôt de plus de 1 000 emplacements, générait une réduction d'environ 25 % des distances opérateur par rapport aux solutions WMS classiques. Kordos (2022) a poussé cette logique plus loin en combinant l'optimisation de l'affectation des produits et le routage par algorithme génétique, atteignant des gains allant jusqu'à 54 % sur les seuls itinéraires et 21 % supplémentaires lorsque les deux niveaux sont optimisés simultanément. Sebastian Henn (2010), Baardman (2021), Petersen (2004) et Faria & Reis (2015) ont quant à eux mis en évidence que les méthodes métaheuristiques — colonies de fourmis, mTSP, simulation — surpassent systématiquement les approches heuristiques classiques, tout en soulignant que la performance optimale du picking résulte toujours de l'interaction entre les décisions de stockage et les décisions de routage. Brahimi (2023), dans un contexte algérien similaire au nôtre, a confirmé que l'absence de stratégie de routage claire engendre une augmentation significative des distances et que des gains importants en productivité peuvent être obtenus par une simple réorganisation des parcours.

1.10.2. Ce que notre étude se propose d'apporter :

Si les travaux antérieurs ont fourni des cadres méthodologiques efficaces et validés dans le domaine de l'optimisation des opérations de picking en entrepôt, ils n'ont pas été appliqués dans un contexte logistique algérien combinant à la fois un système de gestion d'entrepôt opérationnel et des méthodes de préparation de commandes multiples. Ainsi, la présente étude vise à combler cette lacune en proposant une approche appliquée d'amélioration des performances des opérations de préparation des commandes dans un environnement réel.

L'objectif principal de ce travail est d'améliorer l'efficacité des opérations de picking au sein de l'entrepôt, à travers la réduction des distances parcourues par les opérateurs lors de l'exécution des ordres de préparation, en optimisant la séquence de visite des emplacements de stockage de manière plus structurée et efficace.

Ce travail repose sur l'utilisation des méthodes issues de la recherche opérationnelle et de l'intelligence d'optimisation afin de modéliser et d'améliorer le processus de picking en entrepôt, permettant ainsi de développer des solutions plus performantes que les approches traditionnelles utilisées dans le système de gestion actuel.

Par ailleurs, cette recherche vise à comparer la performance actuelle du processus de picking avec celle obtenue à partir du modèle d'optimisation proposé, afin d'évaluer son efficacité dans l'amélioration globale de la performance logistique, d'identifier les principales insuffisances organisationnelles du système existant, et de proposer des solutions concrètes et applicables.

Enfin, l'objectif final consiste à mettre en évidence l'écart entre les distances générées par le système WMS actuel et celles issues du modèle optimisé basé sur le TSP et les algorithmes génétiques, afin de mesurer les gains réalisés et de formuler des recommandations d'amélioration pour renforcer la performance logistique de l'entité étudiée.

Section 02 : Cadre conceptuel

La logistique d'entrepôt constitue un élément central de la performance des chaînes d'approvisionnement, regroupant l'ensemble des opérations internes liées à la gestion des flux de marchandises, depuis la réception jusqu'à la préparation et l'expédition des commandes. Parmi ces opérations, le picking représente une activité clé, fortement consommatrice de temps et de déplacements, et ayant un impact direct sur les coûts et la qualité de service. Dans ce contexte, l'optimisation des parcours de préparation de commandes devient un enjeu majeur, mobilisant des approches issues de la recherche opérationnelle et de l'optimisation combinatoire, afin de réduire les distances parcourues, améliorer l'efficacité opérationnelle et renforcer la performance globale du système logistique.

2.1. L'entrepôt logistique :

L'entrepôt logistique représente un pilier stratégique de la gestion de la chaîne d'approvisionnement, servant d'espace structuré et sécurisé dédié à la réception, au stockage temporaire, ainsi qu'à la préparation et à l'expédition des flux de marchandises. Sur le plan opérationnel, il joue un rôle déterminant dans l'optimisation de la distribution en régulant les variations de la demande et en consolidant efficacement les produits provenant de multiples fournisseurs.

L'intégration de systèmes de gestion d'entrepôt (WMS) performants permet une maîtrise accrue des stocks, contribuant ainsi à une réduction significative des coûts logistiques, qu'il s'agisse des frais d'entreposage ou des dépenses liées au transport. Parallèlement, le recours à l'automatisation technologique accroît la précision du traitement des commandes tout en minimisant les erreurs, ce qui se traduit par une amélioration substantielle de la productivité globale et une satisfaction client renforcée. (USA, 2024)

2.1.1. Le fonctionnement d'un entrepôt logistique :

En plus de ses fonctions principales, l'entrepôt peut également gérer les fonctions annexes suivantes :

- **Préparation des commandes :** Véritable cœur opérationnel, cette fonction consiste à regrouper des articles issus de différentes zones de stockage pour constituer des

unités de commande cohérentes. Ce processus exige une grande précision afin de garantir l'intégrité de la commande finale avant son acheminement vers le client.

- **Co-packing et conditionnement** : Le Co-packing répond aux exigences marketing en regroupant plusieurs unités de vente (ex : lots promotionnels). Parallèlement, le conditionnement permet d'adapter des produits génériques aux spécificités linguistiques ou réglementaires de différents marchés cibles, optimisant ainsi la flexibilité commerciale.
- **Étiquetage et traçabilité** : L'étiquetage dépasse le simple cadre informatif ; il constitue un levier de traçabilité indispensable. En fournissant des données précises sur le contenu, la destination et les contraintes de manutention, il assure une identification instantanée et sécurisée des flux tout au long du parcours logistique.
- **Emballage et palettisation** : Cette étape cruciale intègre des stratégies de type « Pick and pack » ou « Pick then pack ». Elle nécessite une gestion rigoureuse des consommables (cartons, palettes) pour garantir le choix du conditionnement optimal, assurant la stabilité des colis, leur sécurité lors du transport et la conformité aux normes d'expédition.
- **Gestion des expéditions** : Étape finale de la chaîne interne, cette fonction assure la coordination avec le département transport ou les prestataires externes. Elle implique la sélection du mode d'acheminement le plus adapté en termes de coûts et de délais de livraison, finalisant ainsi la mission de service client de l'entrepôt. (TLILANI.A, 2023/2024)

2.1.2. Opérations Typiques dans un Entrepôt Logistique :

- **Réception et stockage des marchandises** : Cette phase initiale englobe la réception physique des flux entrants, leur contrôle qualitatif et quantitatif, ainsi que leur saisie dans le système d'information. Elle se conclut par le stockage organisé des produits, selon une logique de localisation optimisée, garantissant ainsi une accessibilité immédiate lors des étapes ultérieures.
- **Préparation des commandes (Picking)** : Véritable cœur opérationnel, le picking consiste à prélever les articles requis en zone de stockage pour les regrouper, les

conditionner et les étiqueter conformément aux exigences des commandes clients avant leur expédition.

- **Emballage et expédition des colis :** Une fois la phase de préparation finalisée, les produits font l'objet d'un conditionnement spécifique visant à assurer leur intégrité durant le transport. Cette étape inclut la palettisation et la préparation administrative nécessaire à l'expédition vers les clients finaux ou les divers maillons de la chaîne logistique.
- **Gestion des stocks et des inventaires :** Cette fonction transversale assure un suivi rigoureux des niveaux de stock en temps réel afin d'ajuster les approvisionnements en fonction de la demande réelle. Elle intègre également la gestion des flux inverses (logistique de retour), garantissant ainsi un contrôle permanent sur la disponibilité des références.

Ces activités sont cruciales pour assurer une efficacité opérationnelle dans un entrepôt logistique, en veillant à ce que les produits soient correctement gérés tout au long de leur cycle de vie dans l'entrepôt. (Qu'est-ce que la logistique en entrepôt ? 2024) (SafetyCulture., 2024)

2.1.3. Découpage de l'entrepôt en zones :

Le principe du zonage consiste à diviser l'entrepôt en plusieurs zones distinctes, chacune comprenant un ensemble d'allées attribuées à un ou plusieurs préparateurs de commandes. Cette organisation permet de réduire les interférences entre opérateurs et d'améliorer leur efficacité, puisqu'ils travaillent dans des espaces plus restreints et acquièrent une meilleure connaissance des articles situés dans leur zone.

On distingue deux principales stratégies de zonage : le zonage séquentiel et le zonage synchronisé.

Dans le zonage séquentiel, les zones sont organisées selon un ordre prédéfini, par exemple de la plus proche du dépôt à la plus éloignée. La liste de préparation progresse successivement d'une zone à l'autre. Chaque préparateur collecte les articles correspondant à sa zone puis transmet la commande à la zone suivante jusqu'à ce que l'ensemble des articles soit récupéré. Cette méthode est particulièrement adaptée lorsque certaines contraintes imposent un ordre spécifique de collecte, comme pour les produits lourds, fragiles ou congelés. La performance de ce système est généralement évaluée à travers le

temps total de préparation, correspondant à la somme des distances parcourues dans toutes les zones.

En revanche, dans le zonage synchronisé, les préparateurs travaillent simultanément sur la même commande. Chacun récupère les articles situés dans sa zone puis les ramène au dépôt central ou à un point de consolidation relié à un système de convoyage. Cette stratégie est particulièrement adaptée aux environnements dynamiques, notamment dans les entrepôts d'e-commerce où les délais de préparation sont courts. Dans ce cas, la performance est mesurée par la plus grande distance parcourue dans l'une des zones, ce qui permet également d'assurer un meilleur équilibrage de la charge de travail entre les préparateurs.

Les recherches dans ce domaine analysent principalement l'impact des décisions tactiques telles que le nombre de zones, la taille du système ou encore la combinaison du zonage avec d'autres stratégies de stockage et de préparation en lots sur la performance globale. Ces études s'appuient généralement sur des modèles analytiques et des simulations. Plus récemment, l'attention s'est portée sur le zonage dynamique, dans lequel la taille des zones peut être ajustée en temps réel en fonction des caractéristiques des commandes, afin d'optimiser davantage la performance du système logistique. (Qallidi D. , 2020)

2.1.4. Définition de plate-forme logistique :

Une plate-forme logistique est un bâtiment dans lequel les marchandises sont rassemblées avant leur prise en charge. Cet établissement diffère d'un entrepôt de stockage. Il est aménagé de manière à pouvoir accueillir tous types de produits de plusieurs fournisseurs sur une durée maximum de 48 heures.

2.1.5. Différence entre entrepôt et plate-forme logistique :

La distinction entre **entrepôt** et **plate-forme logistique** revêt une importance stratégique dans l'organisation des flux logistiques modernes. Alors que l'entrepôt se consacre traditionnellement au stockage et à la conservation des marchandises sur une période prolongée, la plate-forme logistique privilégie la fluidité des flux par un traitement rapide et une réexpédition immédiate. Cette différence fondamentale d'objectif et de fonctionnement justifie une analyse comparative détaillée des deux infrastructures.

Tableau 2 : Différence entre les entrepôts et les plates-formes logistique

	Plateforme logistique	Entrepôt logistique
Taille et capacité	Grande surface avec une capacité de stockage élevée pouvant accueillir des volumes importants de marchandises	Surface variable allant de quelques centaines à plusieurs dizaines de milliers de mètres carrés
Fonctionnalités	Offre une gamme étendue de services logistiques à valeur ajoutée tels que le stockage, la préparation de commandes, le transport, la distribution, l'étiquetage, l'emballage et la gestion des retours	Se concentre principalement sur le stockage et la gestion des stocks
Infrastructure	Infrastructure multimodale permettant la connexion à différents modes de transport (routier, ferroviaire, maritime, aérien)	Connectivité généralement limitée à un seul mode de transport
Clientèle	Sert plusieurs entreprises et clients	Sert généralement une seule entreprise ou un groupe d'entreprises affiliées
Technologie	Utilise des technologies avancées de gestion des stocks et de préparation de commandes pour une efficacité optimale	Peut utiliser des systèmes de gestion des stocks, mais à une échelle moins importante
Spécialisation	Peut-être généraliste ou spécialisé dans un secteur d'activité particulier (agroalimentaire, produits pharmaceutiques)	Généralement non spécialisé

Source : <https://www.arthur-loyd.com/actualites/quelle-est-la-difference-entre-un-entrepot-et-une-plateforme-logistique>

2.1.6. Problèmes Logistiques :

La gestion du stockage et des entrepôts constitue un enjeu majeur en logistique, déterminant pour le fonctionnement optimal des chaînes d'approvisionnement. Les entreprises font face à des problématiques complexes, telles que l'optimisation de l'espace, la réduction des coûts opérationnels et l'efficacité des processus de prélèvement. Ces défis se subdivisent en deux catégories principales : les contraintes logistiques intrinsèques (gestion de l'espace, rotation des stocks) et les problématiques d'optimisation (efficacité des flux, adoption de technologies de pointe). (John Mangan, 2016)

Afin de relever ces défis, les entreprises doivent déployer des stratégies innovantes et mettre en œuvre des solutions avancées pour accroître leur performance globale tout en maîtrisant leurs coûts. L'analyse rigoureuse de ces obstacles permet d'optimiser les performances logistiques et de renforcer durablement la compétitivité de l'entreprise. (John Mangan, 2016)

Voici les problématiques opérationnelles couramment rencontrées en entrepôt :

- **A - Gestion inefficace de l'espace :** Une utilisation sous-optimale de la surface disponible entraîne fréquemment une capacité de stockage insuffisante ou, au contraire, une sous-exploitation de l'espace.
- **B - Manque de visibilité sur les stocks :** Une opacité dans le suivi des inventaires génère des dysfonctionnements majeurs : erreurs de préparation, ruptures de stock critiques ou, à l'inverse, excédents d'inventaire coûteux.
- **C - Risques liés à la sécurité :** Les entrepôts sont exposés à des risques accrus (accidents du travail, vols, dégradation des marchandises), impactant directement la stabilité financière et la continuité opérationnelle.
- **D - Inefficacité des processus de manutention :** Des flux de manutention non optimisés, caractérisés par des temps d'attente excessifs lors des phases de chargement et déchargement, engendrent des retards opérationnels et une érosion de la productivité.
- **E - Dispositions et distances de stockage inadéquates :** Une mauvaise conception du lay-out ou un agencement inefficace des zones de stockage augmentent les distances de déplacement des opérateurs, nuisant ainsi à l'efficacité globale.

- **F - Délais de traitement des commandes :** L'allongement des cycles de traitement des commandes compromet les délais de livraison, affectant négativement la satisfaction client et, par extension, la fidélité à la marque (Sadi-Nezhad., 2021)

2.2. Le picking

La préparation de commande, également connue sous le nom technique de « picking logistique », représente une opération logistique fondamentale consistant à sélectionner et rassembler de manière méthodique les produits requis à partir d'un stock, en réponse précise à un bon de commande ou à une demande client spécifique.

Cette opération occupe une position stratégique au sein de la chaîne logistique globale, dans la mesure où elle garantit que les produits sont correctement constitués, vérifiés et préparés pour une expédition optimale, assurant ainsi le respect strict des délais convenus et la satisfaction des clients finaux.

Le picking logistique englobe généralement plusieurs étapes interconnectées : la localisation précise des produits dans l'entrepôt, le prélèvement rigoureux des articles selon les quantités et références spécifiées dans la commande, et parfois des opérations complémentaires telles que leur emballage primaire et l'apposition d'étiquettes d'identification en vue de l'expédition ultérieure. (Joo Ae Leea, 2015)

2.2.1. Fonctionnement du picking :

Le picking consiste à récupérer un ou plusieurs produits préalablement stockés dans l'entrepôt afin de préparer un colis. Le picking a pour principal objectif d'optimiser le processus de préparation de commande tout en évitant les potentielles erreurs. Pour y parvenir, le picking est notamment capable d'étudier la tournée des chariots des préparateurs de commandes pour organiser un chemin de ramassage logique dans l'entrepôt. L'étape de préparation de commande est alors plus rapide, mais aussi moins fatigante pour le préparateur.)Roux «Optimisez votre logistique d'entrepôt : Calcul des dimensions, des temps, des coûts(2003 «

2.2.2.Types de Picking :

Il existe une grande variété de méthodes de préparation de commandes, dont le choix dépend intrinsèquement des spécificités opérationnelles de l'entrepôt. L'adoption d'une stratégie de picking adaptée est ainsi déterminée par divers paramètres critiques, tels que la typologie et la fragilité des articles, la configuration spatiale des infrastructures de stockage, le volume

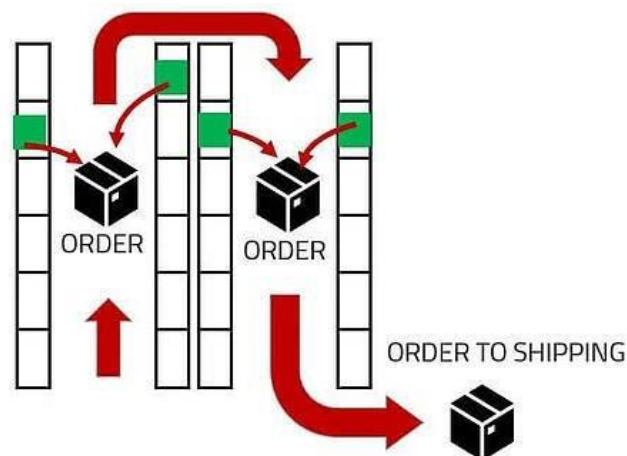
des flux de commandes à traiter quotidiennement, ainsi que les contraintes de délais de livraison.

Voici une présentation des typologies de picking les plus couramment déployées dans les environnements logistiques performants :

A- Picking à la commande (ou picking à la pièce) :

Les articles sont collectés au fur et à mesure des commandes individuelles. Chaque commande est traitée séparément, ce qui convient aux entreprises avec un faible volume de commandes.)R. De Koster(2007 ◌)

Figure 1 : picking a la commande

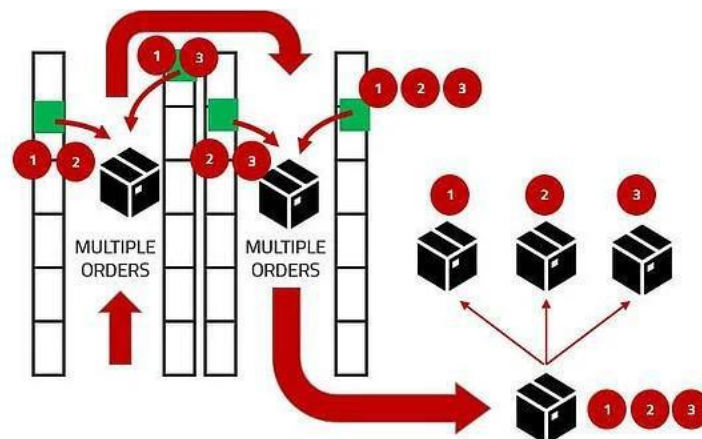


Source : <https://www.erplain.com/fr/blog/picking-en-entrepot-organisation-et-optimisation>

B- Picking par lots

Les commandes sont regroupées en lots, et les opérateurs préparent plusieurs commandes simultanément. Cela permet d'optimiser le temps de déplacement dans l'entrepôt, et cette méthode est plus adaptée aux volumes de commandes moyens à élevés.

Figure 2 : picking par lot

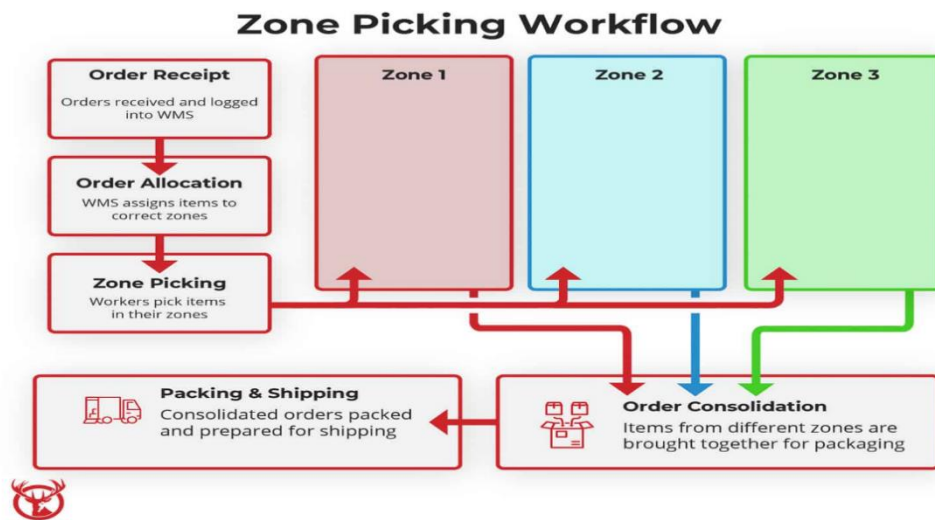


Source: <https://www.ar-racking.com/fr/blog/picking-par-lots-ou-batch-picking-ndash-definition-et-application/>

C- Picking par zones

L'entrepôt est divisé en zones, et chaque opérateur est assigné à une zone spécifique. Les opérateurs préparent les articles de leur zone respective, puis les rassemblent pour former les commandes. Cette méthode convient aux entrepôts de grande taille avec un inventaire étendu.

Figure 3 : picking par zone



Source : <https://www.mecalux.fr/blog/picking-par-zones>

D- Picking par vagues (ou wave picking)

Les commandes sont traitées en plusieurs "vagues" tout au long de la journée. Les opérateurs se concentrent sur un groupe spécifique de commandes à chaque vague, ce qui permet de mieux répartir la charge de travail et d'optimiser les déplacements dans l'entrepôt.

2.2.3. Méthodes de picking :

Les méthodes de picking optimisent la préparation des commandes en entrepôt pour une efficacité accrue.) M. Abdelkrim et M. Abdelaziz(, (Pimor Y. &., Logistique :Production, Distribution, Soutien, 2008)

A- Picking en "pick and pack"

Cette méthode implique que les préparateurs de commande récupèrent les produits à inclure dans le colis et les emmènent vers la zone d'emballage. Ils peuvent également récupérer tous les articles de plusieurs commandes à la fois, puis les répartir sur la zone de colisage. C'est

Une méthode adaptée aux entrepôts envoyant peu de colis dans une même journée

B- Picking en "put to light"

Les opérateurs utilisent un chariot équipé d'écrans lumineux qui leur indiquent où aller chercher et déposer les marchandises pour une commande donnée. Les écrans s'allument devant l'emplacement du produit à récupérer, minimisant ainsi le risque d'erreurs et d'oublis dans les commandes. Cette méthode convient particulièrement aux entrepôts gérant un grand nombre de commandes.

C- Picking en "pick by light" (ou ramasse globale)

Cette méthode repose également sur des signaux lumineux, mais ceux-ci se déclenchent sur l'emplacement du stockage. L'opérateur peut ainsi repérer facilement le lieu de picking et le nombre d'articles à prélever. Cette méthode est idéale pour les entrepôts avec une forte cadence de préparation de commande et qui ont besoin d'un suivi précis du système de gestion des stocks.

D- Voice Picking

Cette méthode d'automatisation de la préparation de commande consiste à équiper les opérateurs de casques et de micros reliés à un terminal. Le système vocal leur indique où aller chercher les marchandises et où les déposer dans l'entrepôt. Le Voice Picking est efficace pour minimiser les erreurs et optimiser le processus de

2.2.4. Processus de Picking :

Processus de préparation des commandes commence par une planification minutieuse et une disposition stratégique, essentielles pour optimiser l'efficacité de l'entrepôt. Cette planification opérationnelle s'articule autour des étapes suivantes :

A- Téléchargement des commandes des clients :

Les données relatives aux commandes sont extraites du système d'information central (ERP ou système hôte) pour être intégrées et synchronisées au sein du système de gestion d'entrepôt (WMS).

B- Classification des commandes :

Les commandes sont segmentées selon leur typologie — notamment en distinguant les commandes mono-article des commandes multi-articles — afin d'optimiser les méthodes de traitement logistique.

C- Attribution des postes de sélection :

Pour chaque article identifié, le système alloue un poste de travail ou une zone de prélèvement spécifique, garantissant ainsi une exécution méthodique du processus de sélection.

D- Création des listes de sélection :

À partir des commandes clients externes, le système génère des ordres de préparation internes, structurés sous forme de listes de sélection pour les opérateurs.

E- Calcul des palettes vides :

Cette étape consiste à évaluer le nombre de supports de charge (palettes) requis pour chaque liste de sélection, afin de garantir une capacité d'accueil suffisante lors du prélèvement des produits.

F- Détermination des délais de récupération :

Un calendrier d'exécution est établi pour chaque liste, permettant de définir des fenêtres temporelles précises pour le prélèvement et de piloter efficacement la cadence des opérations.

G- Allocation des ressources :

Cette phase finale consiste à mobiliser et à répartir les moyens humains et matériels nécessaires en fonction des contraintes opérationnelles, de la charge de travail prévue et de la disponibilité des équipements de manutention

Ce processus de planification et de disposition constitue une étape cruciale pour garantir une exécution fluide et efficace des opérations de préparation des commandes dans l'entrepôt.

(Roux M. &, 2003),) R. De Koster «Design and control of Warehouse order picking : A literature review », (2007 ,

2.2.5. Stratège du problème de picking :

La stratégie de picking vise à définir une approche efficace pour prélever les articles dans un entrepôt, répondant ainsi aux besoins des clients tout en optimisant les ressources disponibles. Voici quelques stratégies couramment utilisées :

A- Stratégie basée sur la demande :

Cette approche repose sur l'analyse de la vélocité des références (taux de rotation). Les articles à forte rotation sont stratégiquement positionnés dans des zones de prélèvement à haute accessibilité afin de réduire les temps de cycle opérationnels.

B- Stratégie basée sur la proximité :

Cette méthodologie privilégie le regroupement des articles en fonction de leur proximité physique au sein de l'espace de stockage. Cette optimisation spatiale vise à minimiser les déplacements inutiles des opérateurs, maximisant ainsi la productivité du picking.

C- Stratégie basée sur la taille des commandes :

Le traitement est ici différencié selon le volume et la complexité des commandes. Cette segmentation permet d'adopter des flux de traitement agiles pour les petites commandes, tout en consolidant les commandes volumineuses afin d'optimiser l'efficacité de la préparation.

D- Stratégie basée sur les horaires :

La planification des opérations est synchronisée avec les fluctuations de l'activité. En ajustant le traitement des commandes aux pics et creux de charge de l'entrepôt, cette stratégie permet une régulation fluide de la main-d'œuvre et une utilisation rationnelle des ressources.

E- Stratégie basée sur les zones de picking :

L'organisation de l'entrepôt est structurée en zones spécialisées, où chaque secteur est dédié à une typologie d'articles spécifique. Cette segmentation géographique limite les déplacements des préparateurs et favorise une spécialisation des tâches, renforçant ainsi la performance globale du processus. (Fleury G. R., 2002),)S. Chopra et P. Meindl(2016 ‘

2.2.6. Importance de la préparation de commande ou du Picking dans la Chaîne Logistique :

La préparation de commandes est universellement reconnue comme l'activité la plus onéreuse au sein des infrastructures de stockage, absorbant environ 55% des coûts opérationnels totaux, entre immobilisations de capital et intensité de main-d'œuvre. Au-delà de sa dimension logistique, cette fonction représente un levier stratégique majeur pour la

satisfaction client et la pérennité de la chaîne d'approvisionnement. Il est donc impératif d'optimiser cette activité pour maximiser la productivité tout en maîtrisant rigoureusement les coûts et les délais ; le colis reçu par le client final constitue, en effet, le reflet direct de l'image de marque et de l'intégrité de l'entreprise.

Véritable opération à haute valeur ajoutée, elle consiste à sélectionner les articles en stock pour les consolider avant leur expédition. L'optimisation de ce processus permet d'accroître la productivité globale et d'élever les standards de service, renforçant ainsi le positionnement concurrentiel de la société. Cette excellence opérationnelle s'exprime par une précision exemplaire lors du prélèvement des références en quantités conformes, ainsi que par un strict respect des engagements contractuels de livraison, consolidant ainsi la relation de confiance avec la clientèle) ALIOUCHE(2017 ,) ALIOUCHE(2017 ,

2.2.7. Problems de picking :

Les problèmes associés au processus de picking en entrepôt peuvent compromettre l'efficacité opérationnelle et la satisfaction client.

- **Erreurs de prélèvement :**

Les erreurs de prélèvement surviennent lorsque les opérateurs sélectionnent des articles incorrects, prennent des quantités différentes de celles indiquées ou oublient certains articles mentionnés dans les commandes. Ces types d'erreurs sont fréquents dans le processus de picking et constituent l'un des principaux obstacles à la fiabilité et à la qualité de l'exécution des commandes en entrepôt.

- **Temps de picking élevés :**

Les temps de picking élevés résultent généralement d'une mauvaise organisation des commandes, d'une disposition des articles non optimisée dans l'entrepôt, d'erreurs humaines répétées ou de distances importantes à parcourir pour atteindre les emplacements de stockage. Ces écarts entraînent des retards dans le traitement des commandes et réduisent la capacité globale de l'entrepôt à répondre efficacement aux demandes clients.

- **Faible productivité des opérateurs :**

Une faible productivité des opérateurs est souvent due à une formation insuffisante, à des procédures de travail non standardisées ou à des processus de picking non optimisés. Dans ces conditions, les opérateurs mettent plus de temps pour traiter les commandes et commettent davantage d'erreurs, ce qui amplifie les inefficacités, surtout lorsque les distances de picking sont importantes.

- **Gestion inefficace des stocks :**

Une gestion inefficace des stocks rend difficile la localisation précise des articles dans l'entrepôt, ce qui provoque des retards et augmente le risque d'erreurs lors du prélèvement. Ce problème est particulièrement sensible lorsque les articles sont stockés loin des zones de picking, ce qui prolonge les trajets et diminue la rapidité de traitement des commandes.

- **Manque de visibilité sur l'inventaire :**

Un manque de visibilité sur l'inventaire, dû à des systèmes de gestion des stocks peu fiables ou à un accès limité aux informations en temps réel, peut engendrer des erreurs de prélèvement et des boucles de correction. Sans une vision claire et actualisée des niveaux de stock, il devient difficile de garantir que les bons articles sont disponibles et correctement localisés lors du traitement des commandes.

- **Gestion inefficace des commandes :**

Une gestion inefficace des commandes, marquée par une organisation peu structurée ou une absence de priorisation des ordres à traiter, entraîne des retards dans le picking et une utilisation improductive du temps des opérateurs. Ce problème est accentué lorsque les articles sont dispersés dans différents secteurs de l'entrepôt, ce qui augmente les déplacements inutiles et la complexité du processus.

- **Distance de picking importante :**

Une distance de picking importante se produit lorsque les articles d'une même commande sont stockés à des emplacements éloignés les uns des autres dans l'entrepôt. Cela oblige les

opérateurs à parcourir de longs trajets, ce qui augmente les temps de traitement et réduit l'efficacité du picking, en particulier lorsque les déplacements sont répétitifs et non planifiés.

En identifiant et en résolvant ces problèmes, les entrepôts peuvent améliorer leur efficacité et leur précision dans le processus de picking, réduire les temps de picking et les distances parcourues par les opérateurs, ce qui se traduit par une meilleure satisfaction client et une meilleure performance globale de l'entrepôt. (De Koster R. L.-D., Design and control of warehouse order picking: A literature review, 2007)

2.2.8. Impact des problèmes de picking sur la chaîne logistique :

L'efficacité du processus de picking dans les entrepôts joue un rôle central dans la fluidité et la fiabilité de la chaîne logistique. Lorsque cette étape est entachée de dysfonctionnements, les conséquences se propagent à l'ensemble de la chaîne d'approvisionnement, tant en aval qu'en amont de l'entrepôt.

Une préparation de commandes inefficace peut entraîner des retards de livraison, une détérioration de la satisfaction client et une hausse des coûts liés aux retours de marchandises, ce qui impact directement la rentabilité de l'entreprise. Un manque de contrôle et de visibilité sur les opérations de picking compromet également la précision des données de stock, perturbant la planification de la production et des approvisionnements en amont.

Les coûts associés au picking représentent une part significative des dépenses opérationnelles d'un entrepôt, confirmant l'importance stratégique de l'optimisation de cette étape pour préserver la marge. Une conception et un contrôle adéquats des opérations de picking permettent de réduire les temps et les distances de déplacement, de limiter les erreurs et de renforcer la productivité, contribuant ainsi à l'amélioration de la performance globale de la chaîne logistique.

En définitive, les problèmes de picking peuvent déclencher un effet cumulatif négatif sur les délais, les coûts, le service client, ainsi que sur la gestion des stocks et de la production, influençant durablement la performance de l'ensemble de la chaîne d'approvisionnement. (R. De Koster, Design and control of warehouse order picking: A literature review, 2007)

2.2.9. Optimisation du picking en entrepôt :

Dans le domaine logistique, et plus particulièrement au sein des entrepôts, l'optimisation joue un rôle central dans l'amélioration des performances opérationnelles. Parmi les activités les plus critiques figure la préparation de commandes (picking), qui représente une part importante des coûts totaux, pouvant atteindre 50 à 60 % des coûts opérationnels, comme le souligne René de Koster (2007). Cette activité est largement dominée par des déplacements souvent non productifs et reste sensible aux erreurs humaines, ce qui en fait un problème typique d'optimisation. Dans ce contexte, plusieurs approches peuvent être envisagées, reposant notamment sur l'organisation des flux, l'intégration d'outils technologiques et la modélisation mathématique afin de transformer ces contraintes en leviers de performance. Toutefois, en raison de la nature discrète et complexe des décisions à prendre - telles que le choix des emplacements, la séquence de prélèvement et la détermination du parcours optimal - l'optimisation combinatoire apparaît comme une approche particulièrement adaptée. Elle permet de modéliser efficacement les problèmes de picking sous forme de problèmes de routage ou de parcours, similaires à celui du voyageur de commerce, et d'obtenir des solutions optimales ou quasi-optimales. (Koster, 2007)

2.3. Optimisation combinatoire :

L'optimisation combinatoire constitue un domaine clé à la croisée de la recherche opérationnelle, des mathématiques et de l'informatique. Elle est particulièrement importante en raison de la complexité des problèmes qu'elle traite, ainsi que de la diversité des applications concrètes qui peuvent être modélisées sous forme de problèmes d'optimisation combinatoire.

On qualifie un problème de « combinatoire » lorsqu'il implique l'analyse d'un ensemble fini de solutions possibles. Toutefois, la difficulté principale réside dans le fait que le nombre de combinaisons à explorer augmente très rapidement, ce qui rend leur résolution souvent complexe et coûteuse en temps de calcul.) Lawler(1985 ‘

2.3.1. Résolution d'un problème d'optimisation combinatoire :

Résoudre un problème d'optimisation combinatoire nécessite l'étude des points suivants :

A. Définir l'ensemble des solutions X

B. Exprimer l'ensemble des contraintes du problème C afin de définir l'ensemble des solutions réalisables S

3. Exprimer la fonction objective f à optimiser

C. Choisir la méthode de résolution à utiliser

Les trois premiers points concernent la modélisation du problème, le dernier point sa résolution.

A chaque problème d'optimisation on peut associer un problème de décision (est un problème dont la solution est formulée en termes de Oui / Non) dont le but est de déterminer s'il existe une solution pour laquelle la fonction objective soit optimale.

La complexité d'un problème d'optimisation est liée à celle du problème de décision qui lui est associé. En particulier, si le problème de décision est NP-complet, alors le problème d'optimisation est dit NP-difficile.

(Définition académique (courte) : La classe NP (Non-déterministe Polynomial) regroupe les problèmes de décision pour lesquels une solution proposée peut être vérifiée en temps polynomial, même si leur résolution peut être difficile. (Papadimitriou, 1998)

2.3.2. Les applications de l'optimisation combinatoire :

Les problèmes d'optimisation combinatoire se rencontrent dans plusieurs domaines d'application réels, notamment en logistique, en planification, en bio-informatique ainsi que dans le secteur des télécommunications. Leur présence dans ces différents contextes montre leur importance dans la résolution de situations complexes.

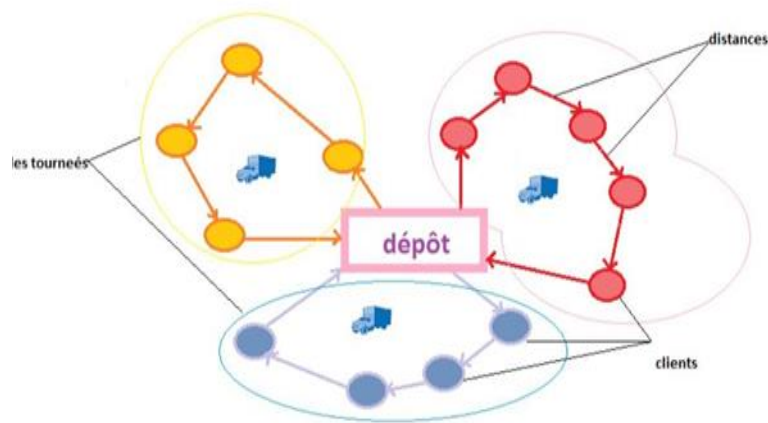
Parmi ces problèmes, on peut citer plusieurs exemples représentatifs de l'optimisation combinatoire :

A- Problème de Routage des Véhicules (VRP) :

Le problème de routage des véhicules (VRP) représente un enjeu majeur en optimisation logistique. Il consiste à déterminer les itinéraires les plus efficaces pour une flotte de véhicules chargés de livrer des marchandises à un ensemble de clients ayant des demandes spécifiques.

L'objectif principal est de minimiser certains critères, tels que la distance totale parcourue, le coût de transport ou encore le temps de livraison. Ce problème est également soumis à plusieurs contraintes, notamment la capacité limitée des véhicules, les fenêtres de temps imposées pour les livraisons, ainsi que certaines restrictions liées au réseau routier.

Figure 4 : Exemple de problème de VRP



Source : <https://developers.google.com/optimization/routing/vrp>

Cette figure présente un exemple du problème de tournées de véhicules (VRP), dont l'objectif est d'optimiser les itinéraires de livraison tout en respectant les contraintes opérationnelles.

Une résolution efficace du VRP permet d'optimiser les opérations logistiques et de réduire de manière significative les coûts au sein de la chaîne d'approvisionnement. (Papadimitriou, Combinatorial optimization: algorithms and complexity. Courier Corporation., 1998)

B- Problème du Voyageur de Commerce (TSP) :

Le problème du voyageur de commerce (TSP) constitue l'un des problèmes classiques les plus étudiés en optimisation combinatoire. Il fait partie des problématiques liées au routage et au transport. Dans ce cadre, un représentant doit visiter un ensemble de villes en passant une seule fois par chacune d'elles, tout en revenant à son point de départ. Les distances entre chaque paire de villes étant connues, l'objectif est de déterminer l'ordre de visite permettant de minimiser la distance totale parcourue, ce qui correspond à la recherche d'un circuit hamiltonien optimal.

Figure 5 : Exemple du problème de TSP



Source : <https://medium.com/ivymobility-developers/algorithm-a168afcd3611>

Cette figure illustre un exemple du problème du voyageur de commerce (TSP), qui consiste à déterminer le parcours le plus court permettant de visiter chaque point une seule fois avant de revenir au point de départ. L'objectif est de minimiser la distance totale parcourue tout en respectant les contraintes de visite. Ce problème est largement utilisé en logistique, transport et optimisation des tournées.

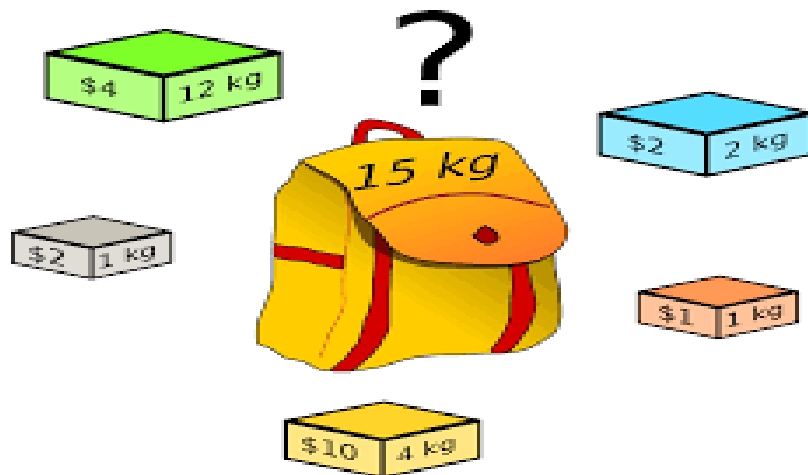
Malgré la simplicité de son énoncé, ce problème devient rapidement très complexe à résoudre de manière exacte lorsque le nombre de villes augmente, et il ne dispose pas d'une méthode analytique efficace généralisable. (Soh, 2020 october)

C- Problème du Sac à Dos (Knapsack Problem) :

Le problème du sac à dos consiste à choisir un ensemble d'objets, chacun caractérisé par un poids et une valeur, de manière à maximiser la valeur totale tout en respectant une limite de capacité. L'objectif est donc d'optimiser la sélection des articles afin d'obtenir le meilleur rendement possible sans dépasser le poids maximal autorisé. Ce problème possède de

nombreuses applications pratiques, notamment en gestion des stocks, en sélection de projets et en allocation des ressources.

Figure 6 : Exemple de problèmes de sac à dos



Source : <https://interstices.info/le-probleme-du-sac-a-dos/>

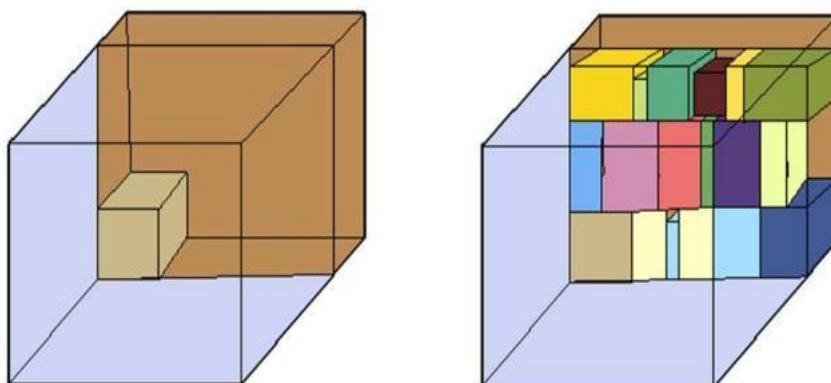
Cette figure présente un exemple du problème du sac à dos, où l'objectif est de choisir les objets les plus avantageux tout en respectant une contrainte de capacité limitée. Il constitue également un exemple classique de problème d'optimisation, fréquemment rencontré dans des contextes logistiques où l'utilisation efficace des ressources est primordiale.

D- Problème de Bin Packing :

Le problème de Bin Packing consiste à répartir des objets de tailles variées dans un nombre minimal de boîtes (ou conteneurs) de capacité fixe, de manière à utiliser le moins de boîtes possible. Cette problématique joue un rôle central dans de nombreux domaines pratiques, tels que l'emballage des produits, la gestion de l'espace de stockage et le chargement de véhicules. L'intérêt principal de ce problème réside dans l'optimisation de l'utilisation de l'espace, un enjeu essentiel dans la gestion des entrepôts et la logistique de transport.

)Sofiane(2014 ,

Figure 7 : Exemple de problème de bin-packing



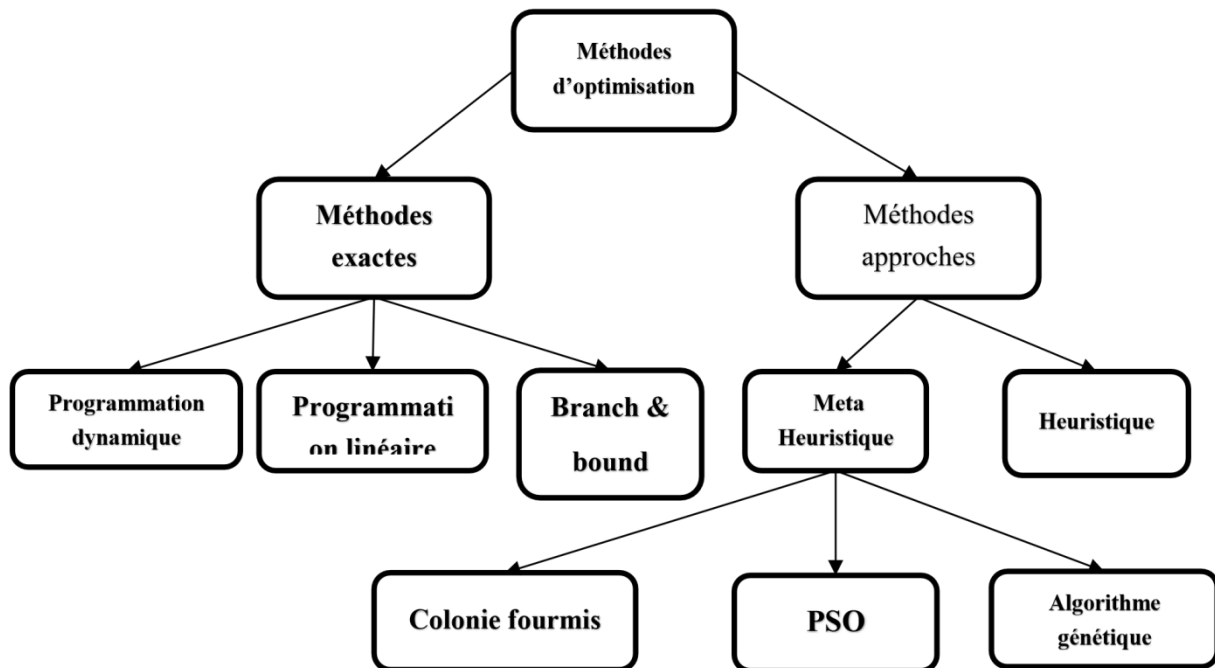
Source : https://developers.google.com/optimization/pack/bin_packing?hl=fr

Cette figure illustre le problème de bin-packing, qui consiste à répartir un ensemble d'objets de tailles différentes dans un nombre limité de conteneurs (bins) de capacité fixe. L'objectif est de minimiser le nombre de conteneurs utilisés tout en respectant leurs contraintes de capacité. Ce problème d'optimisation combinatoire est largement utilisé dans les domaines de la logistique, du stockage et de la gestion des ressources.

2.3.2. Méthodes d'optimisation :

La logistique constitue un domaine essentiel dans la gestion de la chaîne d'approvisionnement. Elle désigne l'ensemble des activités qui permettent d'organiser et de piloter le mouvement des biens, des informations et des ressources depuis leur point d'origine jusqu'à leur point de destination. L'optimisation logistique vise à trouver les solutions les plus adaptées aux différents problèmes, à la fois sur le plan opérationnel et en réponse aux attentes des clients. Dans un contexte marqué par une forte concurrence et une saturation des marchés, la logistique devient un levier stratégique de performance pour les entreprises. Elle repose sur l'utilisation de technologies avancées et d'algorithmes heuristiques ou méta-heuristiques, capables de traiter des problèmes complexes pour lesquels les méthodes classiques se révèlent souvent insuffisantes

Figure 8 : Schéma des méthodes d'optimisation combinatoire



Source : <https://num.univ-msila.dz/DWE/public/attachements/2023/03/01/memoire-brahimi-mimounepdf-eoywhpzl1677679040.pdf>

A- Les méthodes Exactes :

Aussi appelées méthodes complètes, ces approches sont des algorithmes qui garantissent de trouver la solution optimale pour une instance donnée d'un problème d'optimisation. Elles se basent en général sur des techniques de recherche arborescente et sur une énumération partielle de l'espace des solutions. Ces méthodes jouent un rôle fondamental en optimisation, car elles permettent non seulement de déterminer la solution optimale, mais aussi de démontrer son caractère optimal. Toutefois, elles sont souvent confrontées à l'explosion combinatoire, ce qui complique leur utilisation sur des problèmes de grande taille. En revanche, elles restent très efficaces pour des instances de petite taille et sont largement employées dans de nombreux domaines d'application.

Les méthodes exactes sont des techniques qui garantissent la solution optimale pour les problèmes d'optimisation combinatoire. Voici quelques-unes des principales méthodes exactes :) Gherboudj(2013 ,

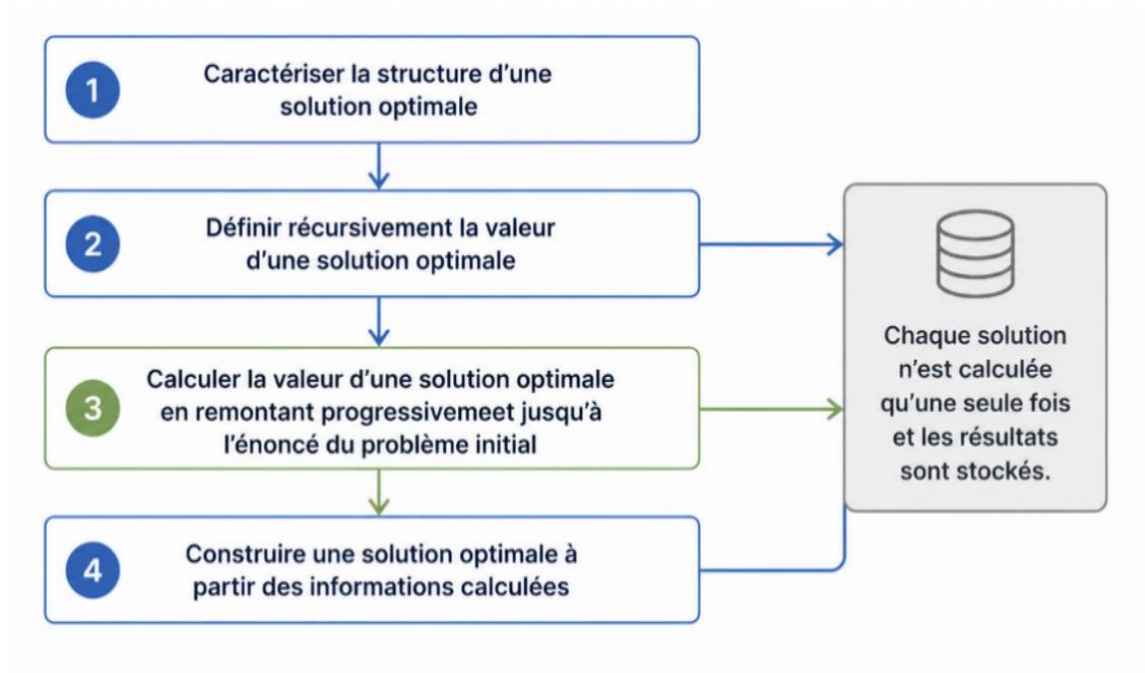
a. Programmation linéaire (Hachimi, 2013)

La programmation linéaire est une technique d'optimisation qui consiste à maximiser ou à minimiser une fonction objective de forme linéaire, tout en respectant un ensemble de contraintes elles aussi linéaires. Elle est très utilisée pour résoudre des problèmes dans lesquels il s'agit de trouver les valeurs optimales des variables, en tenant compte de limites imposées sous forme d'équations ou d'inégalités linéaires.

b. Programmation Dynamique

La programmation dynamique est une méthode d'optimisation qui consiste à décomposer un problème complexe en plusieurs sous-problèmes plus simples et interdépendants, à les résoudre une seule fois, puis à enregistrer leurs solutions afin d'éviter les calculs répétitifs. En combinant les solutions optimales de ces sous-problèmes, on parvient à construire la solution optimale du problème global. Cette approche est particulièrement adaptée aux problèmes qui possèdent une structure récursive et une propriété de sous-optimalité, c'est-à-dire que la solution optimale d'un problème dépend directement des solutions optimales de ses sous-problèmes.

Figure 9 : Algorithme générale de programmation dynamique

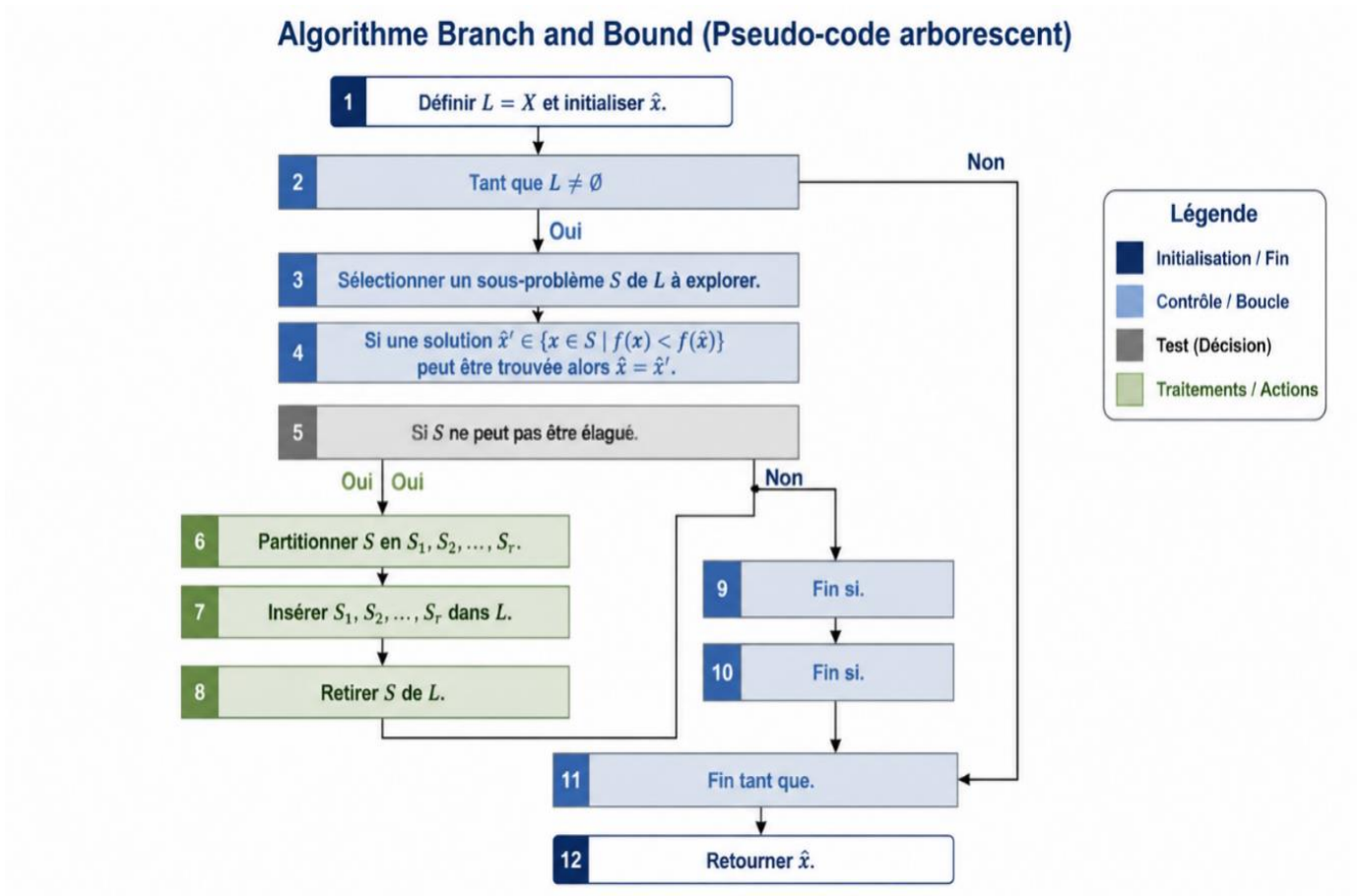


Source : Élaboré par nos soins

c. Méthodes de Recherche Arborescente (Branch and Bound)

La méthode de recherche arborescente (Branch and Bound) est une technique d'optimisation qui explore de manière systématique l'ensemble des solutions possibles en s'appuyant sur les propriétés intrinsèques du problème. Elle cherche à élaguer rapidement les solutions partielles non prometteuses à l'aide d'une fonction de borne, ce qui permet de diminuer considérablement le temps de résolution. L'efficacité de cette approche dépend étroitement de la qualité de la fonction de borne, qui joue un rôle essentiel en permettant d'éliminer les solutions peu intéressantes dès les premières étapes du processus.) *aminra Gherboudj(2013* ,

Figure 10 : Algorithme branch and bond



Source : Élaboré par nos soins

B- Les méthodes de résolution approchées :

Les méthodes d'optimisation approchées se distinguent des approches exactes par leur objectif de trouver une solution de qualité satisfaisante dans un temps limité, sans nécessairement garantir l'optimalité.

a- Heuristiques :

Les heuristiques en optimisation combinatoire sont des algorithmes approximatifs conçus pour trouver rapidement des solutions réalisables à un problème donné, sans garantir leur optimalité. Adaptées spécifiquement à chaque type de problème, les heuristiques exploitent la structure et les propriétés particulières du problème. Ces approches offrent une rapidité d'exécution cruciale pour obtenir des solutions satisfaisantes dans des délais raisonnables, particulièrement pour les problèmes de grande taille où les méthodes exactes sont impraticables. (D Wail)

b- Méta-heuristiques :

Les métaheuristiques sont des algorithmes d'optimisation de haut niveau conçus pour résoudre efficacement une grande variété de problèmes complexes. Inspirées de phénomènes naturels, elles visent à trouver l'optimum global tout en évitant les optima locaux. Il existe deux grandes catégories de métaheuristiques :

✓ Les métaheuristiques à solution unique

Ou S-métaheuristiques, améliorent itérativement une seule solution en générant un ensemble de solutions candidates à partir de la solution actuelle, puis en sélectionnant la meilleure. Elles peuvent être dotées ou non de mémoire, ce qui influence leur capacité à explorer efficacement l'espace de recherche.

✓ Les métaheuristiques à population

Ces solutions améliorent une population de solutions tout au long des itérations. Cela inclut les algorithmes évolutionnaires et les algorithmes d'intelligence en essaim, qui utilisent des procédures telles que la sélection, la génération et l'évaluation des individus pour optimiser collectivement la population. Inspirées de la nature, ces méthodes exploitent des stratégies avancées pour diversifier et intensifier la recherche, assurant une exploration efficace de l'espace des solutions. (D Wail H. B.)

1. L'algorithme de colonie de fourmis :

L'algorithme de colonie de fourmis (ACO) est une méthode d'optimisation inspirée du comportement des fourmis lorsqu'elles cherchent de la nourriture. En explorant leur environnement de façon aléatoire, elles déposent des phéromones sur leur passage. Les autres fourmis ont tendance

à suivre ces traces et à renforcer les trajets les plus courts en y ajoutant davantage de phéromones, ce qui permet progressivement d'identifier les chemins les plus efficaces. (Yang, 2008)

Tableau 3: Algorithme générale de colonie de fourmis

Étape 1 : Initialisation

Initialiser les pistes de phéromone

Étape 2 : Construction de la solution

Pour chaque fourmi répéter

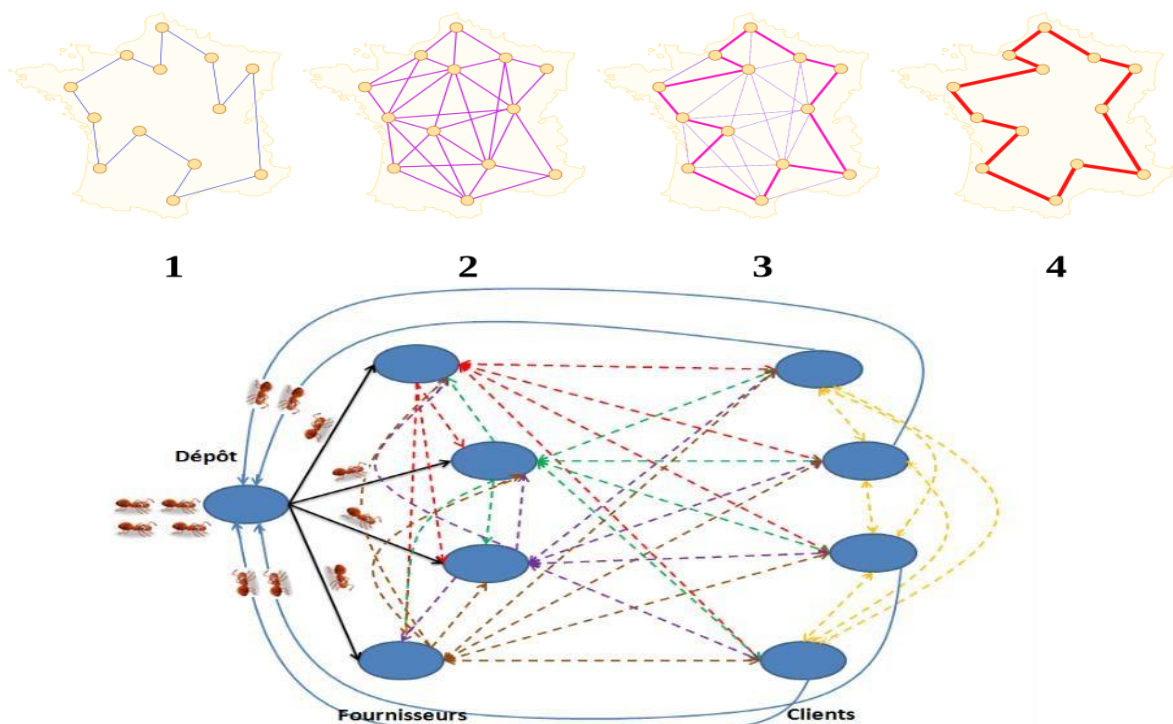
Construction de la solution en utilisant les pistes de phéromone

Étape 3 : Mise à jour des pistes de phéromone

Jusqu'à atteindre la condition d'arrêt.

Source : élaboré par nous

Figure 11 : Exemple de chemin de colonie de fourmis



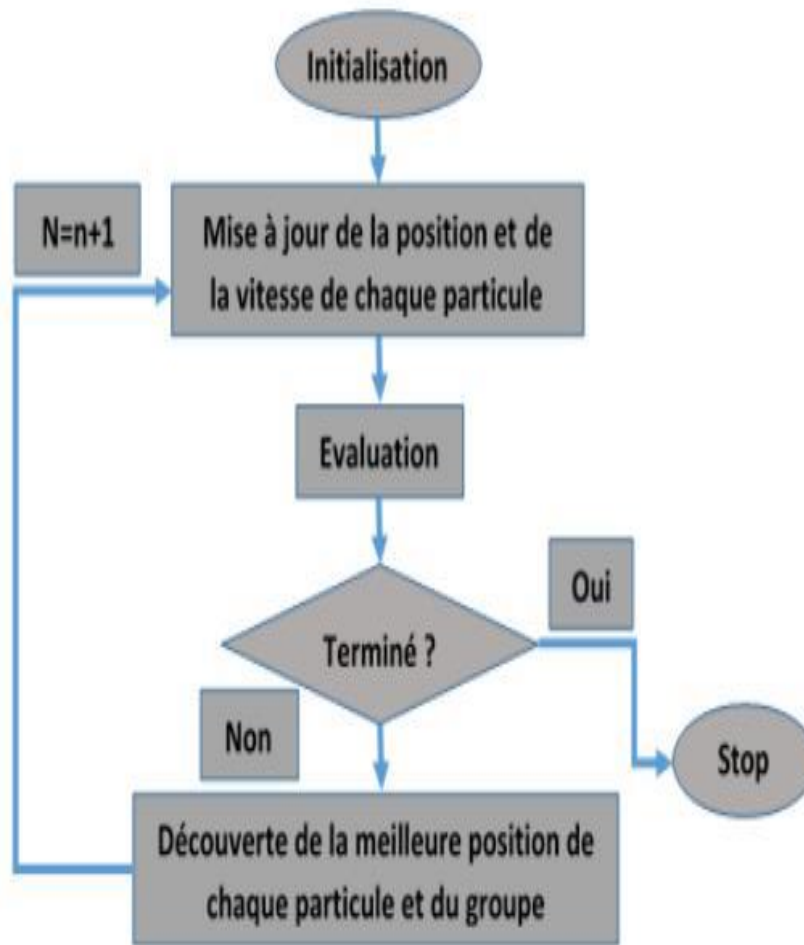
Source: <https://www.apprendre-en-ligne.net/info/algo/fourmis.html>

Cette figure illustre un exemple du chemin suivi par une colonie de fourmis dans la recherche du trajet le plus court entre une source de nourriture et la fourmilière. Grâce au dépôt et au renforcement des phéromones sur les chemins empruntés, les fourmis convergent progressivement vers l'itinéraire le plus efficace. Ce comportement a inspiré l'algorithme d'optimisation par colonie de fourmis (*Ant Colony Optimization – ACO*).

II. L'algorithme PSO

L'optimisation par essaim de particules (PSO) est une technique d'optimisation stochastique inspirée du comportement collectif des groupes d'animaux. Dans cette méthode, chaque particule représente une solution potentielle qui se déplace dans un espace de recherche. Sa trajectoire est influencée par son inertie, sa meilleure position déjà atteinte ainsi que celles des particules voisines. Le PSO a été utilisé avec succès dans plusieurs domaines, notamment la distribution d'énergie, l'économie, le problème de tournées de véhicules (VRP), la localisation des installations industrielles et le partitionnement matériel/logiciel. Il démontre ainsi son efficacité pour résoudre des problèmes complexes en s'appuyant sur des mécanismes d'adaptation collective. (Gharib, 2015december)

Figure 12 : démarche d'algorithme de PSO



Source : <https://www.mql5.com/fr/articles/11386>

Cette figure présente la démarche de l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire (*Particle Swarm Optimization – PSO*). Inspiré du comportement collectif des oiseaux ou des bancs de poissons, cet algorithme repose sur un ensemble de particules qui explorent l'espace de recherche. À chaque itération, chaque particule ajuste sa position en fonction de sa meilleure solution trouvée et de la meilleure solution globale, afin de converger progressivement vers l'optimum.

III. Algorithme génétique :

Les algorithmes génétiques (AG) sont des méthodes d'optimisation stochastique inspirées des mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique. Introduits par John Holland en 1975 et développés par la suite par David Goldberg, ils s'appuient sur une terminologie issue de la biologie évolutive. Ainsi, les solutions potentielles sont appelées individus, regroupés en populations, et représentées par des génotypes constitués de gènes. Ces algorithmes utilisent également des notions telles que les parents et les descendants pour décrire les processus d'évolution des solutions. (Otman, 2011)

2.4. Optimisation de problème du voyageur de commerce (TSP) :

Le problème du voyageur de commerce (TSP) consiste à déterminer le chemin le plus court permettant de visiter chaque ville une seule fois avant de revenir au point de départ. Il s'agit d'un problème clé en optimisation combinatoire, largement utilisé dans la planification des itinéraires et la gestion logistique. Sa résolution nécessite des méthodes efficaces capables de fournir des solutions optimales dans différents contextes industriels et technologiques.

2.4.1. Définition du problème TSP :

Le problème du voyageur de commerce (TSP) est un problème majeur en optimisation combinatoire qui suscite un grand intérêt de la part des chercheurs, en raison de la complexité liée à la recherche de solutions optimales. Il appartient à la catégorie des problèmes de transport. Dans ce cadre, un voyageur doit visiter chaque ville une seule fois, en partant d'une ville donnée et en y revenant, tout en connaissant les distances entre les différentes villes.

Le TSP peut être représenté sous forme de graphe composé de sommets et d'arêtes. Chaque sommet correspond à une ville, tandis que chaque arête représente un lien entre deux villes, associé à un poids qui peut traduire une distance, un temps de trajet ou un coût. L'objectif est de déterminer un cycle hamiltonien, c'est-à-dire un circuit passant par toutes les villes une seule fois avant de revenir au point de départ. (Hoffman, 2013).

2.4.2. Formulation mathématique du TSP :

Mathématiquement, le TSP peut être formulé en ces termes : Soit n villes et C_{ij} , le coût ou la distance correspondant au trajet $i \rightarrow j$. Soit la variable X_{ij} , qui vaut 1 si le tour contient le trajet $i \rightarrow j$, et 0 autrement. Le problème s'écrit :

$$\text{Min} Z = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n C_{ij} X_{ij} \quad 2-1$$

Sous les contraintes :

$$\sum_{j=1}^n X_{ij} = 1 \quad \forall i \quad 2-2$$

$$\sum_{i=1}^n X_{ij} = 1 \quad \forall j \quad 2-3$$

$$\sum_{i \in Q}^n \sum_{j \in Q}^n X_{ij} \geq 1 \quad \forall Q \quad 2-4$$

Sachant que :

- 1 **Chaque ville doit être visitée exactement une fois :**
- 2 **Élimination des sous-tours**
- 3 **Variables binaires**

2.4.3. Classification du problème TSP :

- **TSP symétrique (sTSP)** : Considérons un ensemble de villes $V = \{1, \dots, n\}$, ainsi qu'un ensemble d'arêtes AA , où chaque arête représente une route entre deux villes, avec une mesure de coût d associée. Le sTSP consiste à trouver un circuit fermé de longueur minimale visitant chaque ville une seule fois. Lorsque les villes sont définies par leurs coordonnées et que le coût correspond à la distance euclidienne, on parle alors de TSP euclidien.

- **TSP asymétrique (aTSP)** : Si la mesure de coût d entre deux villes r et s n'est pas identique dans les deux sens pour au moins une paire de villes, alors le problème devient un TSP asymétrique.

- **TSP multiple (mTSP)** : Le mTSP (Multiple Traveling Salesman Problem) implique plusieurs vendeurs partant d'un dépôt, qui doivent visiter tous les nœuds intermédiaires une

seule fois, tout en minimisant le coût total du parcours. Il s'agit d'une variante du TSP adaptée à plusieurs voyageurs, sans contraintes de capacité, contrairement au problème de routage de véhicules (VRP). (Matai, 2010)

2.4.4. Applications du TSP dans la logistique :

Planification des itinéraires de livraison Il s'agit de l'application la plus courante du TSP. Les entreprises de livraison, telles que les services de messagerie ou de restauration à domicile, doivent organiser les tournées de leurs livreurs de manière à réduire le temps de déplacement et les coûts liés au carburant. Le TSP permet de déterminer l'ordre optimal de visite des clients.

- **Planification des tournées de véhicules** : Les entreprises de transport, notamment les sociétés de bus ou de transport routier, utilisent le TSP pour optimiser les trajets de leurs véhicules. Cela contribue à diminuer les distances parcourues, les coûts opérationnels et l'usure des équipements.
- **Gestion des stocks** : Le TSP peut également être appliqué à l'organisation des entrepôts. En optimisant le parcours des opérateurs lors de la préparation des commandes, il permet de réduire les distances parcourues et d'améliorer l'efficacité globale.
- **Maintenance des infrastructures** : Les entreprises de services, comme celles opérant dans les secteurs de l'électricité ou des télécommunications, exploitent le TSP pour planifier les interventions de maintenance. L'optimisation de l'ordre de visite des sites permet de limiter les déplacements et de réduire les coûts associés.
-

Ces différentes applications illustrent l'importance du TSP en logistique, ainsi que l'impact significatif qu'une solution optimale ou quasi optimale peut avoir sur la performance et les coûts des organisations. (Gherboudj, . "Méthodes de résolution de problèmes difficiles académiques." ., 2013)

2.4.5. Méthodes de résolution du TSP :

Le problème du voyageur de commerce (TSP), en tant que problème NP-complet emblématique de l'optimisation combinatoire, requiert une diversité d'approches algorithmiques pour être résolu efficacement. Les méthodes exactes (programmation linéaire, programmation dynamique) garantissent l'optimalité pour les instances de petite et moyenne taille, tandis que les métaheuristiques (PSO, algorithmes génétiques) s'avèrent indispensables pour traiter les problèmes réels d'optimisation des tournées de picking à grande échelle.

A- Programmation linéaire pour résoudre le TSP :

Les techniques de programmation linéaire en nombres entiers ont été spécifiquement adaptées pour relever les défis complexes posés par le problème du voyageur de commerce (TSP). Bien que le nombre important de contraintes nécessaires pour éliminer les sous-tours et la nature souvent fractionnaire des relaxations linéaires compliquent la résolution, des approches avancées, telles que les plans de coupes (cutting planes) et les arbres de recherche, ont été introduites pour garantir l'obtention de solutions entières optimales.

Parmi les algorithmes dérivés, la méthode *Branch-and-Bound* est couramment utilisée pour le TSP asymétrique, tandis que l'approche *Branch-and-Cut* est privilégiée pour les instances symétriques. Ces méthodes permettent aujourd'hui de résoudre efficacement des problèmes de grande taille impliquant plusieurs centaines de villes. (Liberti, 2011)

B- Programmation dynamique pour le TSP :

La programmation dynamique est une méthode de résolution efficace pour le problème du voyageur de commerce (TSP), visant à trouver la plus courte chaîne Hamiltonienne. Elle repose sur une formulation récursive où chaque sous-problème est résolu une fois et ses résultats sont mémorisés pour éviter les calculs redondants. En utilisant une approche itérative basée sur des ensembles de sommets et une relation de récurrence, cette technique permet de calculer de manière efficace la longueur du chemin optimal à partir du dépôt, visitant tous les sommets exactement une fois et revenant au point de départ.

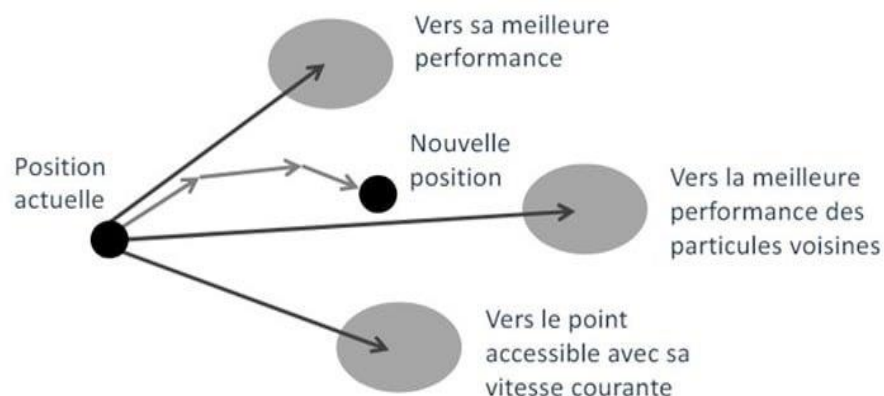
C- Algorithme PSO pour le TSP :

L'approche consiste à utiliser un essaim de particules, où chaque particule correspond à une solution potentielle du problème du voyageur de commerce (TSP), c'est-à-dire une permutation spécifique des villes à visiter. L'algorithme PSO fait évoluer cet ensemble de solutions de manière itérative en ajustant les positions des particules dans l'espace de recherche, en s'appuyant à la fois sur les meilleures solutions individuelles déjà trouvées et sur la meilleure solution globale identifiée par l'essaim. (Gharib A. &, 2015, December))

Plusieurs variantes et améliorations du PSO ont été développées pour mieux s'adapter au TSP, parmi lesquelles :

1. L'ajout d'une mémoire afin de renforcer la diversité de l'essaim.
2. La représentation des particules sous forme de permutations de villes.
3. L'utilisation d'opérateurs d'échange ou de séquences d'échanges pour transformer les solutions.
4. L'alternance entre des espaces de recherche continus et discrets (permutations).
5. L'intégration d'opérateurs chaotiques pour limiter le risque de convergence prématurée.
6. L'hybridation avec la logique floue.
7. L'incorporation de stratégies de recherche aléatoire et de techniques de perturbation.

Figure 13 : Mouvement des particules



Source : Kennedy, J., & Eberhart, R. (1995). Particle Swarm Optimization. Proceedings of ICNN'95. IEEE.

Cette figure illustre le mouvement des particules dans l'algorithme PSO (*Particle Swarm Optimization*). Chaque particule se déplace dans l'espace de recherche en ajustant sa vitesse et sa position selon son expérience individuelle et celle de l'essaim. Ce mécanisme permet une exploration efficace de l'espace des solutions et favorise la convergence vers l'optimum.

D- Algorithme de colonie de fourmis pour le TSP :

L'algorithme de colonies de fourmis (ACO) est une méthode d'optimisation inspirée par le comportement des fourmis. Dans le cadre du problème du voyageur de commerce (TSP), les fourmis cherchent le chemin le plus court pour visiter plusieurs villes en déposant des phéromones. Le processus comprend trois étapes : la construction des solutions basée sur les phéromones, la mise à jour des phéromones selon la qualité des chemins, et la sélection des meilleures solutions après plusieurs itérations. En utilisant ce mécanisme d'auto-organisation et de communication indirecte, l'ACO converge vers des solutions optimales ou quasi-optimales pour le TSP.

E- Algorithme génétique pour le TSP :

Les algorithmes génétiques sont des techniques d'optimisation inspirées de la théorie de l'évolution naturelle. Ils sont souvent utilisés pour résoudre le problème du voyageur de commerce (TSP) en raison de leur capacité à explorer efficacement un large espace de solutions.

2.4.6. Le TSP en faveur du picking :

Le problème du voyageur de commerce (TSP) est particulièrement utile dans le contexte du picking d'entrepôt. Le picking d'entrepôt est le processus de sélection et de rassemblement des articles dans un entrepôt pour répondre à une commande client.

En général, un ordre de picking peut impliquer la visite de plusieurs emplacements dans l'entrepôt pour récupérer différents articles. Le TSP peut être utilisé pour déterminer l'itinéraire le plus court que le préparateur de commande doit suivre pour visiter tous les emplacements nécessaires une fois, puis revenir à son point de départ. Cela permet de minimiser le temps total de déplacement, ce qui peut conduire à une augmentation significative de l'efficacité de l'entrepôt.

2.4.7. Résolution du Problème de Picking avec l'algorithme génétique :

Dans cette section, nous présentons l'adaptation de l'algorithme génétique afin de traiter spécifiquement le problème complexe du picking au sein de l'entrepôt logistique de NUMILOG, dans le but d'optimiser la séquence de prélèvement des articles et d'améliorer l'efficacité des opérations de préparation des commandes.

A- Points de Picking :

Chaque point de picking correspond à un emplacement précis dans l'entrepôt à partir duquel les articles doivent être prélevés. Ces points peuvent être assimilés aux villes du problème classique du voyageur de commerce (TSP), où l'objectif est de minimiser la distance totale parcourue en visitant chaque ville une seule fois avant de revenir au point de départ

B- Représentation des solutions :

Dans le cadre de l'adaptation du problème du voyageur de commerce (TSP) au picking en entrepôt logistique, chaque solution de l'algorithme génétique est modélisée par une séquence ordonnée de points de picking. Cette représentation permet de générer, d'évaluer et d'optimiser efficacement l'ordre de collecte des articles. Chaque solution est exprimée sous la forme d'un vecteur d'entiers correspondant aux emplacements de picking. Chaque entier représente un emplacement spécifique. Ainsi, pour un entrepôt comportant n emplacements, une solution est une permutation des entiers de 1 à n , indiquant l'ordre de visite des emplacements.

- **Exemple de représentation :**
Considérons un entrepôt avec cinq emplacements : 1, 2, 3, 4 et 5.
Une solution possible est : 4, 2, 5, 1, 3.
Cette séquence signifie que le picking débute à l'emplacement 4, se poursuit vers les emplacements 2, 5 et 1, puis se termine à l'emplacement 3.

C- Construction de la population initiale :

Dans notre approche, la population initiale est générée de manière aléatoire et se compose de solutions représentant différentes séquences de points de picking. Cette diversité initiale permet d'explorer un large éventail de configurations dès le début du processus d'optimisation.

D- Fonction objective :

La fonction objective vise à minimiser la distance totale DD parcourue pour visiter l'ensemble des points de picking (produits sélectionnés) et revenir au point de départ.

Formellement, si $d(i, j)$ représente la distance entre les points i et j , et P une permutation des indices des points visités, la fonction objective s'écrit :

$$\text{Minimiser } d = \sum_{i=1}^{n-1} d(p_i, p_{i+1}) + d(p_n, p_1) \quad 4-1$$

Où n est le nombre total de points (produits sélectionnés) et p_i représente le i -ème point dans la séquence.

Ainsi, l'objectif est de déterminer la séquence de picking qui minimise cette distance totale. L'algorithme génétique permet d'aborder ce problème de manière itérative, en améliorant progressivement les solutions candidates jusqu'à l'obtention d'un chemin quasi optimal.

E- Contraintes du problème :

Les contraintes de ce problème d'optimisation, appliqué à la préparation de commandes, définissent les règles que doit respecter toute solution candidate afin d'être valide. Dans le cadre de l'adaptation du problème du voyageur de commerce (TSP), les principales contraintes sont les suivantes :

1. **Visite unique de chaque produit** : chaque produit sélectionné doit être visité une seule fois. Ainsi, chaque emplacement apparaît exactement une fois dans la séquence de picking.
2. **Retour au point de départ** : le parcours doit débuter et se terminer au même point, généralement le dépôt ou la zone de départ.
3. **Respect des distances fournies** : les distances utilisées pour évaluer les solutions doivent être issues de la matrice de distances, reflétant les distances réelles entre les emplacements dans l'entrepôt.
4. **Paramètres de l'algorithme génétique** :
 - Taille de la population (P_s) : nombre de solutions (individus) dans chaque génération.
 - Nombre de générations (n_g) : nombre d'itérations permettant d'améliorer progressivement les solutions.
 - Probabilité de mutation (p_m) : probabilité qu'une solution subisse une modification aléatoire afin d'explorer de nouvelles configurations.

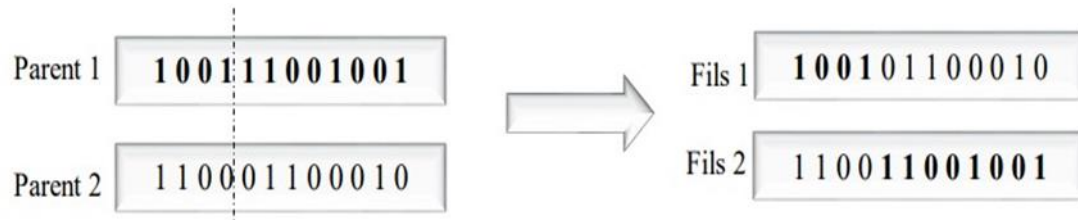
F- Opérations spécifiques pour le problème de picking :

Les opérations génétiques jouent un rôle essentiel dans l'optimisation du processus de picking, en permettant d'explorer efficacement l'espace des solutions et d'améliorer progressivement l'ordre de collecte des articles.

1. Croisement (crossover) :

Nous avons adopté un croisement à un point, dans lequel une partie des séquences de deux solutions parentes est échangée afin de générer de nouvelles solutions (enfants). Cette opération permet de combiner les caractéristiques de deux parcours existants pour produire des séquences potentiellement plus performantes.

Figure 14 : Exemple de croisement à un point de deux chromosomes



Source: Goldberg, D. E. (1989). Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. Addison-Wesley

Ce schéma illustre un croisement à un point, où deux parents échangent une portion de leurs séquences à partir d'un point de coupure, générant ainsi deux nouvelles solutions combinées.

2. Mutation :

La mutation utilisée est une mutation par inversion. Elle consiste à sélectionner aléatoirement une sous-séquence du chemin de picking et à en inverser l'ordre. Cette opération permet d'introduire de la diversité dans la population et d'explorer de nouvelles configurations de solutions.

Figure 15 : Exemple de mutation par inversion



Source: Goldberg, D. E. (1989). Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. Addison-Wesley.

Par exemple, pour la séquence, si la sous-séquence est inversée, on obtient. Les éléments aux extrémités restent inchangés, tandis que l'ordre des éléments centraux est inversé.

3. Sélection :

La sélection des individus est basée sur leur valeur de fitness, évaluée à partir de la distance totale parcourue. Les solutions présentant les distances les plus faibles sont privilégiées pour la reproduction, car elles correspondent à des parcours plus efficaces pour le picking. (TLILANI.A, 2023/2024)

4. Contrainte déclarée :

$\forall p_i \in P$ (p_i visitée exactement une fois)

Conclusion

Le problème du voyageur de commerce (TSP) constitue un problème classique d'optimisation combinatoire. Il consiste à déterminer le plus court-circuit permettant de visiter un ensemble de villes une seule fois avant de revenir au point de départ. Malgré sa formulation simple, ce problème s'avère particulièrement complexe en raison de la croissance exponentielle du nombre de solutions possibles à mesure que le nombre de villes augmente. Dans ce chapitre, différentes approches de résolution du TSP ont été examinées, notamment la programmation dynamique et les algorithmes génétiques. Chacune de ces méthodes présente des avantages et des limites, et leur choix dépend des contraintes et des objectifs spécifiques du problème étudié. Une attention particulière a été accordée aux algorithmes génétiques, inspirés des mécanismes de l'évolution naturelle. Grâce à un processus itératif basé sur la sélection, le croisement et la mutation, ces algorithmes permettent d'explorer efficacement l'espace des solutions et d'obtenir des résultats de bonne qualité en un temps raisonnable. Dans le contexte du picking en entrepôt, où le TSP est mobilisé pour optimiser les trajets des préparateurs de commandes, l'utilisation d'un algorithme génétique peut améliorer significativement l'efficacité opérationnelle et la productivité. Le chapitre suivant sera consacré à la mise en œuvre détaillée d'un tel algorithme appliqué au problème du TSP dans un environnement de picking.

CHAPITRE II : CADRE METHODOLOGIQUE ET CONTEXRE ORGANISATIONNEL

Introduction

Ce chapitre présente le cadre méthodologique adopté pour mener cette recherche sur l'optimisation de la distance de picking dans la préparation de commande chez Numilog Algérie. Il décrit de manière détaillée les différentes étapes et les outils utilisés pour collecter et analyser les données nécessaires à l'atteinte des objectifs de l'étude. La première section aborde les fondements théoriques et épistémologiques qui orientent la démarche méthodologique choisie. Elle clarifie des concepts clés tels que l'épistémologie, les paradigmes de recherche et les modes de raisonnement. La deuxième section est consacrée à la présentation de NUMILOG Algérie, qui constitue le terrain d'étude.

Section 01 : Cadre méthodologique

Dans cette section, nous décrirons la méthodologie adoptée pour notre travail de recherche, en expliquant comment les données ont été collectées et traitées dans le cadre exclusif de la Section 01. L'objectif est de présenter de manière systématique le cadre méthodologique qui a permis d'analyser les distances de picking chez NUMILOG Algérie à travers l'exploitation quantitative des fichiers Excel et les techniques d'analyse spatiale correspondantes.

1.1. Le choix du sujet

Aujourd'hui en logistique, quand tout le monde court après la rapidité, réduire les distances que parcourent les préparateurs chez NUMILOG Algérie, c'est vraiment un vrai défi stratégique. Parce que plus les opérateurs marchent loin pour ramasser les articles, plus ça coûte cher en temps, ça fatigue l'équipe et ça risque de faire râler les clients qui attendent leurs commandes. Du coup, bien optimiser ces trajets, c'est devenu essentiel pour que l'entrepôt tourne à fond et reste compétitif.

Surtout dans notre secteur agroalimentaire où il faut être rapide et fiable, ce sujet est hyper important. En analysant vraiment comment se passent les pickings aujourd'hui, on peut repérer où on perd du temps à marcher pour rien, booster la productivité des équipes et pousser encore plus loin l'amélioration continue chez NUMILOG.

1.2. Positionnement épistémologique :

Toute démarche de recherche s'inscrit dans une orientation épistémologique qui constitue le cadre théorique et méthodologique de l'étude. Cette orientation influence le choix des méthodes, les outils mobilisés ainsi que la manière d'interpréter les données.

1.2.1. La définition de l'épistémologie

"La réflexion épistémologique s'impose à tout chercheur soucieux d'effectuer une recherche sérieuse, car elle permet d'asseoir la validité et la légitimité de son travail."

L'épistémologie se définit comme une discipline philosophique qui s'interroge sur la nature, la validité et les conditions de production de la connaissance scientifique. Elle guide le chercheur dans le choix de son objet d'étude, de sa méthode et de son cadre théorique, tout en assurant la légitimité scientifique de sa démarche.

Elle constitue également une branche de la philosophie des sciences qui propose une réflexion approfondie sur la nature même de la connaissance scientifique, ses mécanismes de production, sa validité et sa légitimité. Loin de se limiter à une simple considération méthodologique, elle explore les fondements des savoirs scientifiques, la manière dont ils se construisent, les valeurs qui les soutiennent et le statut qu'ils occupent dans un cadre de recherche donné. Elle permet ainsi au chercheur de définir précisément son objet, de choisir une posture scientifique (ou paradigme), d'élaborer une stratégie d'investigation cohérente et de mobiliser des méthodes et techniques adaptées à son projet.

L'épistémologie garantit donc la rigueur et la cohérence de la démarche scientifique, tout en fournissant les repères nécessaires pour légitimer le savoir produit (Avenier & Gavard-Perret, 2012).

Selon Wacheux (1996), l'épistémologie peut être définie comme une "science des sciences", ou encore comme une réflexion philosophique sur les conditions de validité des savoirs théoriques. Adopter une posture épistémologique revient à se doter de repères pour guider l'action de recherche, permettant ainsi au chercheur de se distinguer des praticiens tels que les consultants ou les dirigeants. Que ce soit dans une logique de découverte ou de validation, le chercheur doit s'interroger sur les conditions dans lesquelles ses énoncés prennent forme.

(Avenier)

1.2.2. Le mode de raisonnement

Avant la présentation des paradigmes épistémologiques, il est pertinent d'exposer brièvement les principaux modes de raisonnement.

- **Le raisonnement inductif** : consiste à partir d'observations concrètes pour formuler une hypothèse ou élaborer un modèle scientifique. Il repose sur un processus de généralisation basé sur l'analyse de cas spécifiques.
- **Le raisonnement déductif** : s'appuie sur une hypothèse initiale à appliquer aux situations observées. Le chercheur crée d'abord une relation hypothétique entre différentes variables, puis la compare à la réalité à travers des observations ciblées.
- **Le raisonnement abductif** : part d'une observation spécifique et cherche à proposer une hypothèse explicative plausible, basée sur une théorie ou une règle existante.
- **Le raisonnement hypothético-déductif** : repose sur la formulation d'une hypothèse à partir de laquelle sont déduits des résultats observables, qu'ils soient futurs ou passés.

Dans le cadre de ce travail, il convient de souligner que nous avons opté pour un **mode de raisonnement inductif**. Ce choix méthodologique se justifie par la capacité de l'induction à partir des données mesurées réelles (distances de picking, coordonnées spatiales) pour identifier les patterns de déplacement. En effet, cette approche nous permet d'analyser les observations terrain issues des fichiers Excel, de dégager des modèles d'optimisation, et d'assurer une articulation cohérente entre les données empiriques collectées et les solutions proposées. Elle garantit ainsi une rigueur analytique propice à une interprétation fiable et structurée des résultats obtenus. (De Koster R. L.-D., Design and control of warehouse order picking)

1.2.3. Le paradigme épistémologique

« Un paradigme épistémologique se compose d'hypothèses gnoseologiques, méthodologiques et éthiques définissant la validité du savoir. » (AVENIER, 2014)

Il s'agit d'un cadre partagé par les chercheurs sur la nature de la connaissance, sa production et sa justification.

Tableau 4 : Résumé des paradigmes épistémologiques

	Positivisme	Interprétativisme	Constructivisme
Statut connaissance	Réaliste (essence objective)	Relativiste (inaccessible)	Relativiste (construite)
Nature réalité	Indépendante sujet/objet	Dépendance sujet/objet	Dépendance/cocréation
Connaissance scientifique	Découverte/causes	Interprétation/motivations	Construction/finalités
Critères validité	Vérifiable/réfutable	Empathie/cohérence	Adéquation/utile

Source : ER RAYS et al. (2022)

Ce paradigme oriente toute démarche scientifique. **Pour notre étude d'optimisation des distances de picking chez NUMILOG, nous choisissons le positivisme** car il analyse objectivement les données mesurées (32,47m moyenne, coordonnées XY). Il valide l'usage d'Excel pour traiter les fichiers des 14 agences, garantit cohérence problématique/outils/résultats. Ce cadre convient parfaitement aux phénomènes physiques mesurables du picking, permettant de modéliser des circuits optimisés avec rigueur quantitative. (Er-Rays, 2022)

1.3. La méthodologie de recherche

"La méthodologie regroupe les règles et procédures systématiques mises en œuvre pour conduire une recherche scientifique avec rigueur." (Quivy & Van Campenhoudt, 2018).

Elle désigne l'ensemble des étapes planifiées et des principes directeurs suivis par le chercheur pour obtenir des résultats solides et cohérents (Yin, 2018).

Dans notre travail, nous adoptons une approche **méthodologique quantitative**, idéalement adaptée à l'analyse des distances de picking chez NUMILOG Algérie. Malgré la diversité des définitions, les auteurs convergent sur les traits distinctifs de la recherche quantitative : collecte de données chiffrées objectives, traitement statistique et généralisation contrôlée.

Selon Yin (2018), la recherche quantitative utilise des protocoles standardisés pour mesurer des variables précises, tester des relations et établir des corrélations vérifiables. Chez NUMILOG, Excel remplit cette fonction en analysant les 4 892 lignes de picking enregistrées.

Babbie (2020) précise que la recherche quantitative excelle pour étudier des phénomènes mesurables en situation réelle, en privilégiant des indicateurs factuels plutôt que des jugements subjectifs. Nous quantifions ainsi des réalités tangibles : distances en mètres, coordonnées spatiales, volumes PCC/DPP.

Ce choix répond à la nature de notre sujet : les distances de picking sont des magnitudes physiques objectives, non des perceptions subjectives. L'approche quantitative exploite les données Excel pour :

1. **Caractériser fidèlement**
2. **Décomposer les écarts**
3. **Simuler l'amélioration**

Cette méthodologie s'impose idéalement pour diagnostiquer les pertes de déplacement en contexte logistique industriel. Elle produit des informations exploitables pour identifier les zones critiques et concevoir des parcours rationalisés.

L'atout majeur de la méthode quantitative tient à sa reproductibilité et à sa portée généralisatrice : les modèles élaborés s'étendent à l'ensemble du réseau. À la différence des approches qualitatives aux principes variés, elle propose un référentiel unifié axé sur la mesure factuelle plutôt que sur l'interprétation multiple des réalités sociales (Yin, 2018 ; Babbie, 2020).

1.4. Méthodes et outils de collecte de données :

Une étude documentaire approfondie a été réalisée afin de construire le cadre théorique de la recherche. Elle s'est appuyée sur des articles scientifiques, des ouvrages spécialisés en logistique et en gestion d'entrepôt, ainsi que sur des documents techniques liés au WMS et à l'optimisation du picking. Cette documentation a permis de définir les concepts clés, de préciser les indicateurs d'analyse et d'orienter la sélection des variables de l'étude.

La collecte des données constitue une étape essentielle dans cette étude visant à optimiser les distances de picking lors de la préparation des commandes au sein de l'entreprise NUMILOG. Dans ce cadre, une approche quantitative basée sur des données numériques a été adoptée afin de permettre une analyse précise des performances.

Afin d'atteindre les objectifs de l'étude, deux principales sources de données ont été mobilisées. D'une part, les informations ont été extraites du système de gestion d'entrepôt (WMS). Ces données comprenaient des éléments détaillés tels que : le code article, le libellé, le rack, la colonne, le niveau, l'emplacement de stockage, le type de préparation, ainsi que la quantité. Elles incluent également la distance de déplacement effectuée par l'opérateur lors de l'activité de picking, laquelle a été calculée à l'aide de formules mathématiques basées sur des mesures manuelles des distances entre les différents emplacements au sein de l'entrepôt. D'autre part, des observations directes sur le terrain ont été réalisées afin de mieux comprendre le déroulement réel des opérations de préparation des commandes.

Dans le but d'améliorer la précision de l'analyse, les distances entre les différents emplacements (cellules) et les racks ont également été mesurées manuellement dans l'entrepôt, ce qui a permis de construire une représentation plus réaliste des trajectoires de déplacement. (l'entreprise)

1.4.1. L'analyse documentaire

L'analyse documentaire constitue une étape importante dans notre démarche quantitative, car elle permet d'exploiter des données réelles issues du système d'information de l'entreprise afin d'analyser et d'optimiser les distances de picking dans la préparation des commandes.

Dans le cadre de cette étude, nous nous sommes appuyées principalement sur des données internes extraites du système de gestion d'entrepôt (WMS), ainsi que sur des relevés réels collectés sur le terrain au niveau de la zone de préparation des commandes.

Les documents et bases de données exploités comprennent notamment :

- Les fichiers de préparation des commandes (chargement) contenant les informations relatives aux articles ;
- Les données de localisation des produits dans l'entrepôt (rack, colonne, niveau, emplacement) ;
- Les informations liées aux opérations de prélèvement (type de prélèvement, quantité prélevée – Qté VLG prl) ;
- Les distances de picking parcourues par l'opérateur (exprimées en mètres), calculées et traitées à l'aide du logiciel Excel.

Ces données ont été organisées, triées et analysées à l'aide d'Excel, ce qui a permis de structurer une base de données fiable pour l'étude. Cette analyse documentaire a facilité la compréhension de la configuration de l'entrepôt, l'identification des trajets de picking, ainsi que la mesure des distances réellement parcourues par les opérateurs. (l'entreprise)

1.4.2. Observation

Dans le cadre de notre étude quantitative portant sur l'optimisation des distances de picking dans le processus de préparation des commandes au sein de l'entreprise NUMILOG l'observation directe a été utilisée comme un outil complémentaire de collecte de données.

Nous avons réalisé des observations sur le terrain, au niveau de la zone de préparation des commandes, afin de suivre les déplacements réels des opérateurs et d'analyser le déroulement des opérations de picking dans leur environnement naturel. Cette démarche nous a permis de confronter les données extraites du système WMS à la réalité opérationnelle.

L'observation adoptée est de type non participant, dans la mesure où nous avons assisté aux activités sans intervenir dans leur déroulement. Cela nous a permis de recueillir des données objectives relatives aux trajets empruntés, à l'organisation des emplacements (rack, colonne, niveau) ainsi qu'aux pratiques de travail des opérateurs.

Cette approche a contribué à identifier certaines inefficacités, notamment des déplacements inutiles ou des parcours non optimisés. Elle a ainsi permis de mieux interpréter les résultats issus de l'analyse quantitative réalisée sous Excel et de proposer des pistes d'amélioration visant à réduire les distances de déplacement et à optimiser la performance globale du processus de préparation des commandes.) Frazelle 'World-Class Warehousing and Material Handling (2016 ' ,

1.4.3. Description de l'échantillon et déroulement de l'enquête

L'échantillon de l'étude est composé des lignes de commande et des opérations de picking enregistrées dans le WMS. L'unité d'analyse n'est donc pas un individu, mais une opération de préparation de commande ou un emplacement de stockage. Le traitement a porté sur plusieurs enregistrements provenant de différentes zones et références produits, ce qui permet d'observer la variation des distances selon l'organisation de l'entrepôt. Le tableau Excel contient déjà des informations exploitables sur plusieurs sites, articles et types de picking, ce qui facilite l'analyse comparative.

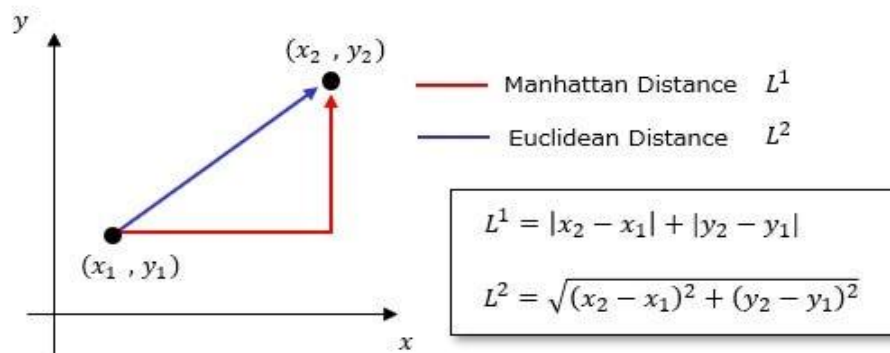
1.4.4. Méthode de traitement et d'analyse des données

Les données ont été traitées à l'aide du logiciel Excel, qui a permis de nettoyer, organiser et structurer les informations extraites du système WMS. Ce traitement initial a également inclus des opérations de tri, de classification et d'analyse exploratoire des données. Excel a ainsi facilité l'organisation générale des informations ainsi que le calcul des distances de picking, tout en offrant une première visualisation des flux, des zones de stockage et de la structure de l'entrepôt.

Par ailleurs, des algorithmes ont été développés en langage **Python dans l'environnement Anaconda**. Ces algorithmes reposent sur la méthode de **la distance de Manhattan**, utilisée pour mesurer la distance entre deux points dans un espace quadrillé. Cette approche est particulièrement adaptée au contexte des entrepôts, où les déplacements s'effectuent principalement de manière horizontale et verticale à travers les allées, ce qui la rend plus réaliste que la distance euclidienne, car elle représente le trajet réel emprunté par l'opérateur dans l'environnement de stockage. Cette méthode a été utilisée afin de déterminer les coordonnées bidimensionnelles (X, Y) de chaque produit à partir des données du WMS, en transformant les emplacements de stockage en une représentation mathématique dans un espace 2D. Ensuite, ces coordonnées ont été exploitées pour calculer automatiquement et

avec précision les distances entre les différents produits, ce qui a permis d'améliorer l'analyse des parcours de picking et de renforcer la précision des résultats finaux au sein de l'entrepôt.

Figure 16 : la méthode Manhattan



Source : <https://www.google.com/euclidean-distance-vs-manhattan-distance-machine>

1.5. Variables de l'étude

1.5.1. Variable indépendante

La variable indépendante est l'**optimisation des parcours de picking** au sein de l'entrepôt. Elle est analysée à travers plusieurs éléments tels que le **rack**, la **colonne**, le **niveau**, l'**emplacement de stockage**, la **zone de préparation** ainsi que le **type de préparation**. Ces éléments représentent l'organisation spatiale de l'entrepôt sur laquelle repose le processus d'optimisation des trajets de picking.

1.5.2. Variable dépendante

La variable dépendante est la **distance de picking parcourue par l'opérateur** lors de la préparation des commandes. Elle constitue l'indicateur principal permettant d'évaluer l'efficacité de l'optimisation mise en place. La réduction de cette distance traduit une amélioration de l'organisation des emplacements et une optimisation des parcours, ce qui conduit à une meilleure performance logistique globale de l'entrepôt.

Informations à mettre dans Excel :

Dans ton fichier Excel, tu dois garder au minimum ces colonnes :

- Chargement.
- Article.
- Libellé article.
- Rack.
- Colonne.
- Niveau.
- Emplacement dans le niveau.
- Type de préparation.
- Quantité.
- Distance picking par l'opérateur en mètres (m)
- X = déplacement horizontal (colonnes / allées)
- Y = déplacement vertical (niveaux/ emplacement dans les racks)
- PCC
- DPP
- Distance totale
- Nombre des produits
- Totale des produits.

Section 2 : Contexte organisationnel

NUMILOG est une entreprise algérienne spécialisée dans le transport et la logistique, créée par le groupe Ce vital pour optimiser les chaînes d'approvisionnement industrielles. Elle opère principalement en Algérie avec une expertise en stockage, transport et solutions sur mesure.

2.1. Aperçu historique

NUMILOG a été fondée en 2007 par le groupe Cevital pour soutenir ses activités logistiques internes, avec une implantation opérationnelle en 2012. En 2014, elle s'ouvre au marché externe pour servir d'autres industriels algériens dans divers secteurs comme l'agroalimentaire, l'électroménager et l'automobile. L'entreprise a grandi grâce à des investissements en infrastructures et technologies, capitalisant sur plus de 12 ans d'expertise en Supply chain. (L'entreprise, <https://www.cevital.com/numilog/>, s.d.)

2.1.1. La naissance et le développement de NUMILOG

Bien avant la création de NUMILOG, le groupe Cevital faisait appel à des prestataires logistiques externes pour assurer le transport de ses différentes marchandises. Alors que sur le plan de la logistique, chacune de ses filiales était dotée de sa propre structure. Le coût était pesant dans la trésorerie des filiales. L'un des objectifs de la création de NUMILOG était justement tenté d'alléger le coût lié au transport et aux besoins en matière de logistique.

Après une tentative peu concluante (propositions coûteuses) de travailler en Algérie avec des prestataires européens, le groupe a créé la filiale logistique NUMILOG en 2007 et l'a liée à la Business stratégique Unit (*annexe 4*).

Au début, la mission de NUMILOG était d'accompagner le déploiement de la filiale de distribution Numidis. Elle comptait alors 30 personnes et un entrepôt qui gérât les stocks sur tableur. Mais depuis, NUMILOG s'est largement étoffée et travaille pour d'autres filiales du groupe.

NUMILOG offre une prestation complète allant de stockage jusqu'à la distribution des produits à travers le territoire national. Elle se place comme un acteur incontournable de la chaîne logistique qui accompagne les industriels de différents secteurs dans la consolidation de leurs flux marchandises et l'optimisation de leurs activités, offrant des

solutions adaptées en matière de Supply Chain, grâce aux infrastructures et outils modernes (géolocalisation, traçabilité, technologies de pointe...).

En 2016, NUMILOG compte un effectif global de plus de 1355 collaborateurs, avec une flotte de plus de 800 qui permettent 500 livraisons quotidiennes pour les grossistes, distributeurs, Centres commerciaux et relais auto routier et une capacité de stockage qui atteint 150 000 palettes dont 35 000 sous température dirigée (annexe 5). (CLR) pour une distribution rapide. Une plate-forme supplémentaire existe en France. (<https://www.cevital.com/numilog/>, s.d.)

2.1.2. Chiffres Clés

Tableau 5 : Les chiffres clés

Indicateur	Valeur
Chiffre d'affaires (2014-vers)	75 millions €
Surface stockage	130 000-250 000 m ²
Camions	+800
Palettes stockées	150 000 (dont 35 000 dirigées)
Unités manutentionnées par Jour	24946
Km parcourus par jour	110339 Km
Collaborateurs	1 000-1 400

Source : (<https://www.cevital.com/numilog/>, s.d.)

2.2. Les activités de NUMILOG

NUMILOG déploie ses activités autour de trois missions principales :

- ✓ Accompagner la croissance des activités du groupe Cevital en matière logistiques et de transport.
- ✓ Proposer aux acteurs économiques et industriels en Algérie des prestations de transport et/ou logistiques à travers tout le territoire.
- ✓ Proposer un accompagnement en conseil et solutions logistiques.

NUMILOG accompagne ses clients dans leur développement en s'appuyant sur le savoir-faire et l'expérience de plusieurs années dans le domaine, en termes de planification et d'organisation des opérations de transport et de logistique. L'entreprise a embauché des responsables franco-algériens de spécialistes logistiques très expérimentés avec des contrats de droit français et expatriés en Algérie pour insuffler une culture de l'excellence opérationnelle en logistique au pays.

Le transport et la logistique sont les deux moteurs de l'activité de NUMILOG. Ce sont deux métiers intrinsèquement liés, dans une relation de complémentarité des services fournis par

NUMILOG. En d'autres termes, la logistique exige une planification bien ficelée pour prendre en charge tous les besoins dans ce domaine. Le transport, quant à lui, est le mode d'exécution de la planification établie, prenant en charge les marchandises des clients de la plate-forme logistique aux Centres logistiques Régionaux (CLR).

2.2.1. L'activité de logistique

Elle consiste en une gestion rigoureuse des flux marchandises (Stockage, préparation de commandes, logistique du froid) avec une traçabilité complète des flux. Elle vise notamment une gestion optimale des stocks de manière à assurer la disponibilité permanente des produits.

Elle permet par ailleurs un accompagnement sur mesure pour chaque secteur d'activités.

2.2.2. L'activité de transport

Elle assure une distribution répondant aux besoins et aux exigences des clients en matière de délais et de services. Elle offre des solutions performantes pour une optimisation des schémas de transport et des moyens suffisants et géo-localisés pour absorber les variations importantes d'activités. Elle vise notamment une distribution en flux tendu sur l'ensemble du territoire national.

2.3. Stratégie de NUMILOG

NUMILOG focalise ses activités en interne néanmoins elle recherche des opportunités pour évoluer à l'international.

2.3.1. Au niveau local

Aujourd'hui, l'objectif de NUMILOG entend non seulement d'accompagner les filiales du Groupe

Cevital, mais aussi aller à la conquête de l'ensemble du marché du transport et de la logistique qui se développe rapidement en Algérie. Dans cette optique NUMILOG se focalise sur l'amélioration de la logistique opérationnelle pour une réactivité très supérieure, une baisse significative des coûts, une nette amélioration de la qualité et du service au client et de meilleures performances. Elle joue sur l'axe de la réactivité et la flexibilité de l'entreprise pour satisfaire les attentes des clients qui sont de plus en plus exigeants en termes de délai et coût de prestation, et leur proposer d'une qualité de service irréprochable faisant face à la concurrence qui ne cesse pas à augmenter notamment celle de la coentreprise SNTR Logistiques.

L'entreprise veut s'implémenter à l'est pour renforcer les échanges commerciaux avec la Tunisie ainsi qu'à l'ouverture sur les wilayas du centre d'Algérie.

2.3.2.À l'international

L'avantage de l'entreprise, c'est que les décisions se prennent très rapidement, ce qui lui permet d'opérer des investissements dans une démarche très réactive en fonction. Ainsi, le groupe Cevital s'ouvre à l'international pour exporter ses produits en construisant le réseau logistique nécessaire. Pour ce faire, NUMILOG a mis en place de nouvelles filiales de transport et de logistique dévolues à l'international : au Maroc et en France, sous le nom CTLOG International¹, afin de commercialiser des produits sortis des filiales de Cevital notamment.

(<http://www.leseco.ma/les-cahiers-des-eco/pme/401-strategies/42077-numilog-a-la-conquete-du-secteur-logistique.html>, s.d.)

2.4. La chaîne logistique de NUMILOG

La chaîne logistique de NUMILOG est caractérisée par la complexité de son réseau de distribution que nous le décrivons dans ce qui suit.

2.4.1. Le réseau de distribution

Le réseau de distribution de NUMILOG est composé par 3 Plates-formes logistiques implémentées à l'est, le centre et l'ouest du pays (Oran, Constantine et Bouira) pour couvrir le maximum du territoire national soit une surface totale de stockage d'environ 100 000 m² et 3 Agences de Transport (Bouira, Bejaia, Oran) sont indépendantes de la direction des plates-formes, elles assurent le transport pour les différentes filiales du groupe Cevital, et sous-traitent de transport aux industriels sur tout le territoire national. Ainsi qu'un réseau de distribution 35 CLR dont 06 mutualisés (plusieurs clients dans le même entrepôt) pour activité principale de prestation de manutention (Réception — Stockage — Expédition), réparti sur le territoire national, le but de ces CLR est de réduire les frais de transport et les délais de livraison grâce à une plus grande proximité aux clients finaux. L'implantation des CLR est faite sur trois régions principales : Centre, Est et ouest dont la durée est déterminée selon le contrat de location. Leurs capacités de stockage varient de 1000 à 2000 m³.

2.4.2. La plate-forme logistique de Bouira : Un pilier stratégique du réseau national

La Plateforme Logistique (PFL) de Bouira ne se résume pas à une simple infrastructure de stockage ; elle représente l'un des actifs les plus performants et stratégiques exploités par NUMILOG. Véritable centre névralgique, elle joue un rôle déterminant dans l'architecture globale des réseaux de distribution, assurant une jonction fluide entre la production et la consommation finale.

Idéalement située sur la route de Nassis, à environ 3 km au sud-ouest de la ville de Bouira, cette implantation géographique n'est pas fortuite. Elle permet un maillage territorial optimal, facilitant l'accès aux grands axes routiers et garantissant une réactivité accrue pour la distribution nationale.

2.4.3. Une infrastructure de pointe : Caractéristiques techniques

La PFL de Bouira impressionne par ses dimensions et sa conception modulaire, pensée pour répondre aux défis logistiques les plus complexes. Elle s'étend sur une superficie totale imposante de 75 000 m², une surface conçue pour absorber des volumes massifs tout en maintenant une organisation chirurgicale.

Cette superficie est intelligemment segmentée pour répondre aux besoins spécifiques des flux :

- Espaces à température ambiante (43 000 m²) : Destinés au traitement de flux stables ne nécessitant pas de régulation thermique particulière.
- Espaces à température dirigée (28 000 m²) : Des zones hautement technologiques où l'environnement est strictement contrôlé pour préserver l'intégrité de certains produits.
- Espaces administratifs (4 000 m²) : Des bureaux modernes où sont pilotés les flux informationnels et la coordination des équipes.

Sur le plan opérationnel, la plate-forme dispose d'une force de frappe logistique considérable :

- 15 cellules de stockage spécialisées, permettant une isolation des dossiers clients pour une meilleure gestion de la qualité.
- 92 quais de chargement et de déchargement, une infrastructure dimensionnée pour éviter les goulots d'étranglement et fluidifier les rotations de camions.
- 6 rampes d'expédition et de réception facilitant les manœuvres et l'accès direct aux zones de traitement.

En termes de capacité, la plate-forme peut accueillir entre 60 000 et 80 000 palettes. Cette flexibilité est rendue possible par l'utilisation de méthodes de stockage variées (stockage en racks pour la hauteur, stockage de masse pour le volume, ou encore stockage dynamique pour la rapidité de rotation), s'adaptant ainsi parfaitement aux profils de chaque commande.

2.4.4. Organisation et répartition des flux

La répartition des 15 cellules de la plate-forme reflète la diversité des besoins logistiques gérés par NUMILOG :

- L'activité en température ambiante (9 cellules) : Ces espaces sont principalement dédiés aux flux internes du groupe, traitant des produits nécessitant une gestion de stock rigoureuse mais sans contrainte thermique.
- L'activité en température dirigée (6 cellules) : Ces zones sont réservées aux produits dont la conservation exige une maîtrise absolue de la chaîne du froid ou d'un climat spécifique.

2.4.5. Les piliers opérationnels de la PFL

Le succès de la plate-forme de Bouira repose sur la synergie de deux métiers fondamentaux et complémentaires.

A- L'excellence logistique Au sein de la PFL, la logistique est une science de la précision. NUMILOG y gère plusieurs portefeuilles clients majeurs, chacun ayant ses propres spécificités :

- La gestion des flux à haute complexité : Certains dossiers se distinguent par une immense diversité de références et une intensité de flux très élevée. Ici, NUMILOG déploie tout son savoir-faire pour transformer une complexité apparente en une routine opérationnelle fluide (réception, stockage, préparation et expédition).
- Le pilotage des volumes massifs : D'autres dossiers occupent une place centrale par le volume physique qu'ils génèrent. Ces flux sont essentiels pour alimenter les réseaux de distribution à travers le pays, nécessitant une gestion des stocks en temps réel et une fiabilité totale des données.
- La gestion de précision : Le dossier traité en Cellule 14 demande une vigilance de chaque instant. La nature de ces produits impose des standards de traçabilité très stricts, une gestion rigoureuse des délais et un contrôle permanent de l'état des marchandises. Chaque mouvement de stock est minutieusement documenté pour garantir une conformité totale.

B-La puissance du transport La logistique ne serait rien sans une capacité de projection efficace. L'agence transport de Bouira, véritable prolongement mobile de l'entrepôt, assure cette mission grâce à :

- Une flotte de 79 camions modernes.

- Une équipe de 118 chauffeurs qualifiés.

Cette direction du transport, bien qu'indépendante sur le plan organisationnel, travaille en symbiose totale avec les équipes de la plateforme. Elle assure la coordination des tournées, l'optimisation des trajets amont (depuis les usines) et aval (vers les clients finaux), avec pour seul objectif le respect des délais de livrai (l'entreprise, s.d.)

2.4.6. Processus des Préparations et Expéditions des commandes :

1. Intégration des commandes sur WMS (via EDI) sinon saisie manuelle
2. Génération et lancement des commandes intégrées sur WMS par l'agent ADM
3. Préparation de la marchandise commandée, conformément au processus WMS de préparation par l'exploitation NUMILOG
4. Affectation des camions à J+1 au chargement par le service transport, selon le besoin ressorti sur les volumes à expédier
5. Présentation du chauffeur au bureau ADM, pour récupérer un ordre de chargement

(Contenant le N° Quai, la destination de chargement) ainsi que la fiche de contrôle qualité

6. Au passage à quai de chargement, le chauffeur :
 - a) Assure le calage du camion ;
 - b) Remis les clés au CEL ;
 - c) Remis l'ordre de chargement et la fiche de contrôle qualité au CEL.
7. Prise de température intérieure et vérification de l'état d'hygiène du camion (remplir la fiche de contrôle qualité)
8. Procéder au chargement de la marchandise par les Opérateurs Logistiques, conformément au processus de chargement WMS avec la présence obligatoire du chauffeur
9. À la fin du chargement :
 - a) Arrimage de la marchandise chargée par le chauffeur
 - b) Plombage du camion par le chauffeur
 - c) Remise de l'ordre de chargement et la fiche de contrôle qualité au chauffeur validé par le CEL

10. Chauffeur se rend au bureau ADM, muni de l'OC et la fiche de contrôle qualité validé.
11. L'ADM relèvera le code chargement sur l'OC, saisira les coordonnées chauffeur avec le N° plomb sur le chargement WMS
12. L'ADM éditera un BT en 03 exemplaires, et un document WMS (Liste Récapitulative Transport) réservé au chauffeur en 02 exemplaires, les valider et faire signer par le chauffeur
13. Le chauffeur part à destination, muni de 02 copies BT et 02 copies LRT et la facture du client. (l'entreprise, <https://www.cevital.com/numilog/>, s.d.)

(LRT : Liste Récapitulative Transporteur) (annexe 7).

2.4.7. Processus de gestion des stocks

1. Inventaires quotidiens :
 - a. Emplacements en stock, touchés en prélèvement à J-1.
 - b. Emplacements picking touché à J-1.
 - c. Emplacement de mise en stock des réceptions de J-1 (code article/DLC/quantités) ;
2. Inventaire hebdomadaire des emplacements vides ;
3. Inventaire ciblé sur des articles présentant une anomalie de livraison ;
4. Inventaire exceptionnel à la demande du client ;
5. Diffusion quotidienne (en interne) du taux de fiabilité des stocks ;
6. Tracer les profils de toutes les erreurs commises J-1, aider les opérationnels à corriger et s'améliorer ;

Analyse des écarts et mise à jour des stocks dans les temps.

2.5. Le fonctionnement d'entreprises

2.5.1. La réception

La réception des marchandises est la première étape de la logistique interne.

L'importance de ce processus réside dans le fait qu'il peut influencer directement les autres opérations qui le suit.

A l'arrivée des marchandises à la PFL de Constantine, et avant de procéder à leur intégration dans le stock, il faut effectuer un certain nombre de contrôles de conformité.

Chaque produit est ainsi identifié et enregistré dans le WMS Reflex afin d'assurer la traçabilité. Cette traçabilité logistique est cruciale pour le prestataire logistique NUMILOG afin d'assurer le suivi quantitatif des produits, et contribue à l'efficacité de la gestion des flux de marchandises. Pour assure traçabilité des produits suivre les étapes Suivantes :

Etape 1 : Vérifier l'existence de la réception sur REFLEX (éventuellement imprimer le Bon de réception)

Etape 2 : Valider la Réception en mode administratif par le chef d'équipe

Etape 3 : Effectuer la mise en stock (Procédure Cariste) en mode embarqué par les OPLs

2.5.2. Le stockage :

Pour maximiser l'exploitation de l'espace de stockage et rendre les produits plus accessibles, Numilog a opté pour une politique de stockage un peu spécifique aux caractères de produits Stockés ainsi qu'à l'activité de prestation de service logistique qui nécessite une haute réactivité des opérations et une fiabilité de stock. Cette politique de stockage comporte plusieurs modes de stockage.

C'est un lieu dont l'allure a une forme de dépôt et dont le suivi est assuré par des responsables d'exploitation. Dans ce dépôt se déroulent les activités suivantes :

- Réception des produits
- Manutention de chargement/déchargement des produits
- Gestion des stocks
- Préparation des produits et leur expédition
- Les produits stockent : 140 produits séparent par des familles

2.5.3. Expédition :

La préparation

Etape 1 : Générer et lancer les préparations en mode administratif par les Chefs d'équipe ou l'admin

Etape 2 : Valider la préparation en mode embarqué par les OPLs

Etape 3 : Valider les sorties du stock en mode administratif par le chef d'équipe ou l'admin

Après la préparation des commandes les données liées à l'expédition sont validées, notamment :

- Les articles sortis.
- Les quantités.
- Les destinations.
- Un mail est ensuite envoyé à l'équipe transport.

Enfin, NUMILOG complète les documents de livraison par :

- Le bon de livraison
- La liste des commandes et des colis.
- L'Ordre de livraison.
- La Fiche de transit.

Le transport :

Le rôle du transport chez la société NUMILOG est d'assurer la livraison et le transfert des produits et des marchandises d'un endroit à un autre. Cela comprend l'organisation et la planification des opérations de transport, la sélection, l'embauche, la gestion et la formation des chauffeurs et des équipes de transport, ainsi que l'assurance, la maintenance et la gestion des moyens de transport et des camions. Il comprend également le suivi des expéditions pour garantir une livraison en temps voulu et en toute sécurité.

La société NUMILOG fournit des services de transport et de logistique aux entreprises et aux organisations, visant à améliorer l'efficacité de la chaîne d'approvisionnement et à réduire les coûts. Le rôle du transport chez NUMILOG peut également inclure la gestion des

procédures douanières et des documents requis pour le transport de marchandises à travers les frontières internationales.

En conclusion, la PFL de Bouira s'impose comme un hub logistique d'élite, combinant une infrastructure monumentale, des technologies de pointe et une organisation humaine exemplaire. C'est un modèle d'intégration où le stockage et le transport fusionnent pour créer de la valeur.

Cependant, pour les besoins de notre analyse, nous allons maintenant restreindre notre champ d'observation à la Cellule 14. Ce "zoom" opérationnel nous permettra d'étudier en détail les mécanismes de préparation et les leviers d'optimisation spécifiques aux produits qui y sont gérés. (l'entreprise, <https://www.cevital.com/numilog/>, s.d.)

Conclusion

Ce chapitre a permis de définir avec précision le cadre opérationnel de notre intervention, en intégrant parfaitement les fondements théoriques dans la réalité tangible de l'entrepôt étudié. En exposant le contexte pratique et en validant la pertinence de la méthodologie choisie, nous avons sécurisé une base de travail robuste pour aborder les phases ultérieures de l'étude. Cette structuration, allant de la description de l'environnement logistique à la formulation du cadre méthodologique, confirme l'adéquation entre nos objectifs de recherche et les défis concrets de terrain identifiés. La clarté apportée sur les outils et les procédés d'analyse constitue un garant de la validité scientifique des résultats qui seront dégagés par la suite. Désormais, forts de cette immersion et de cette préparation, nous sommes en mesure de passer à l'exploitation concrète des données et à la mise en œuvre des solutions d'optimisation proposées dans les chapitres suivants.

CHAPITRE 3 : RESULTATS & ANALYSES ET DISCUSSION.

Introduction

Ce troisième chapitre constitue le cœur empirique et analytique du présent mémoire. Après avoir établi dans le Chapitre 1 les fondements théoriques et conceptuels de l'optimisation des distances de picking, et après avoir présenté dans le Chapitre 2 le cadre méthodologique ainsi que le contexte organisationnel de NUMILOG W. Bouira, il s'agit désormais de confronter ces acquis théoriques à la réalité opérationnelle de la Cellule 14, dédiée à la gamme DAIRY de Danone Algérie.

Ce chapitre poursuit trois objectifs complémentaires. Il vise premièrement à présenter et analyser les données collectées directement au sein de la Cellule 14, à travers la description de la structure physique de l'entrepôt, des méthodes de prélèvement pratiquées et des caractéristiques de l'échantillon étudié. Il vise deuxièmement à modéliser le problème de picking comme un problème du voyageur de commerce, à calculer les deux distances fondamentales DPP et PCC pour chaque commande en appliquant la distance de Manhattan aux coordonnées spatiales issues du système de gestion d'entrepôt, et à présenter les résultats de l'optimisation obtenue par l'algorithme génétique. Il vise troisièmement à soumettre ces résultats à une discussion critique rigoureuse, en les confrontant au cadre conceptuel du Chapitre 1, en identifiant les lacunes et insuffisances organisationnelles de NUMILOG, et en formulant des suggestions concrètes et applicables pour améliorer la performance logistique de la Cellule 14.

Ce chapitre s'organise autour de deux sections complémentaires. La Section 1 est consacrée à la présentation des résultats et à leur analyse, décrivant l'organisation physique de la Cellule 14, les méthodes de prélèvement, la démarche de modélisation spatiale, le calcul des distances DPP et PCC, et les résultats de l'optimisation par TSP-AG, illustrés par des figures complémentaires. La Section 2 constitue la discussion critique qui confronte les pratiques de l'entreprise aux standards théoriques, révèle les écarts et les insuffisances, et propose les recommandations nécessaires pour élever la performance logistique de la Cellule 14 au-delà des gains déjà obtenus.

Section 1 : Résultats et analyses

1.1. Délimitation et périmètre de l'étude :

Les données mobilisées dans le cadre de cette étude ont été collectées directement au sein de la Plate-forme Logistique de Bouira (PFL), opérée par NUMILOG pour le compte de Danone Algérie (DDA), et plus précisément au niveau de la Cellule 14, unité dédiée à la gamme DAIRY (produits infantiles, laits de croissance, nutritons spécialisées). Et représente de ce fait le périmètre d'analyse privilégié pour l'étude de l'optimisation des distances de picking.

La collecte a été réalisée en collaboration avec le service administratif (ADM) de l'exploitation NUMILOG, chargé de la vérification des bons de distribution ainsi que de la préparation et de la validation des bons de commandes. Ce service joue un rôle central dans le cycle opérationnel : il génère et lance les commandes intégrées sur le système REFLEX, suit leur avancement et édite les documents de traçabilité associés à chaque opération de préparation et d'expédition.

1.2. Organisation physique et lay-out de la Cellule 14 :

1.2.1. Structure générale des racks :

La Cellule 14 est organisée autour d'un système de palettiers (racks) structuré comme suit :

Tableau 6: Structure générale des racks

Type de rack	Nombre	Désignation des allées
Racks double face (vertical)	11	(B/C) – (D/E) – (F/G) – (H/I) – (J/K) – (L/M) – (N/O) – (P/Q) – (R/S) – (T/U) – (V/W)
Racks simple face (vertical)	2	A et X (bordures latérales)
Rack simple face horizontal	1	(Fond de cellule)

Source : élaboré par nous à partir des données internes de l'entreprise NUMILOG, 2026.

1.2.2. Dimensions des allées et paramètres géométriques :

Les paramètres dimensionnels relevés sur site et consignés dans les données de métrages sont les suivants :

Tableau 7 : Dimensions des allées et paramètres géométriques

Paramètre géométrique	Valeur mesurée
Nombre de colonnes par rack	18 colonnes
Largeur d'une colonne (pas horizontal)	3,3 m
Distance entre deux niveaux (pas vertical)	2,2 m
Largeur des allées de circulation	3,3 m
Distance entre le dernier rack vertical et le rack horizontal	5,0 m
Longueur d'une allée ($18 \times 3,3$ m)	$\approx 59,4$ m

Source : élaboré par nous à partir des données internes de l'entreprise NUMILOG,
2026.

1.2.3. Niveaux de stockage :

Chaque rack vertical comprend 5 niveaux d'emplacements, codifiés en décimètres dans le WMS :

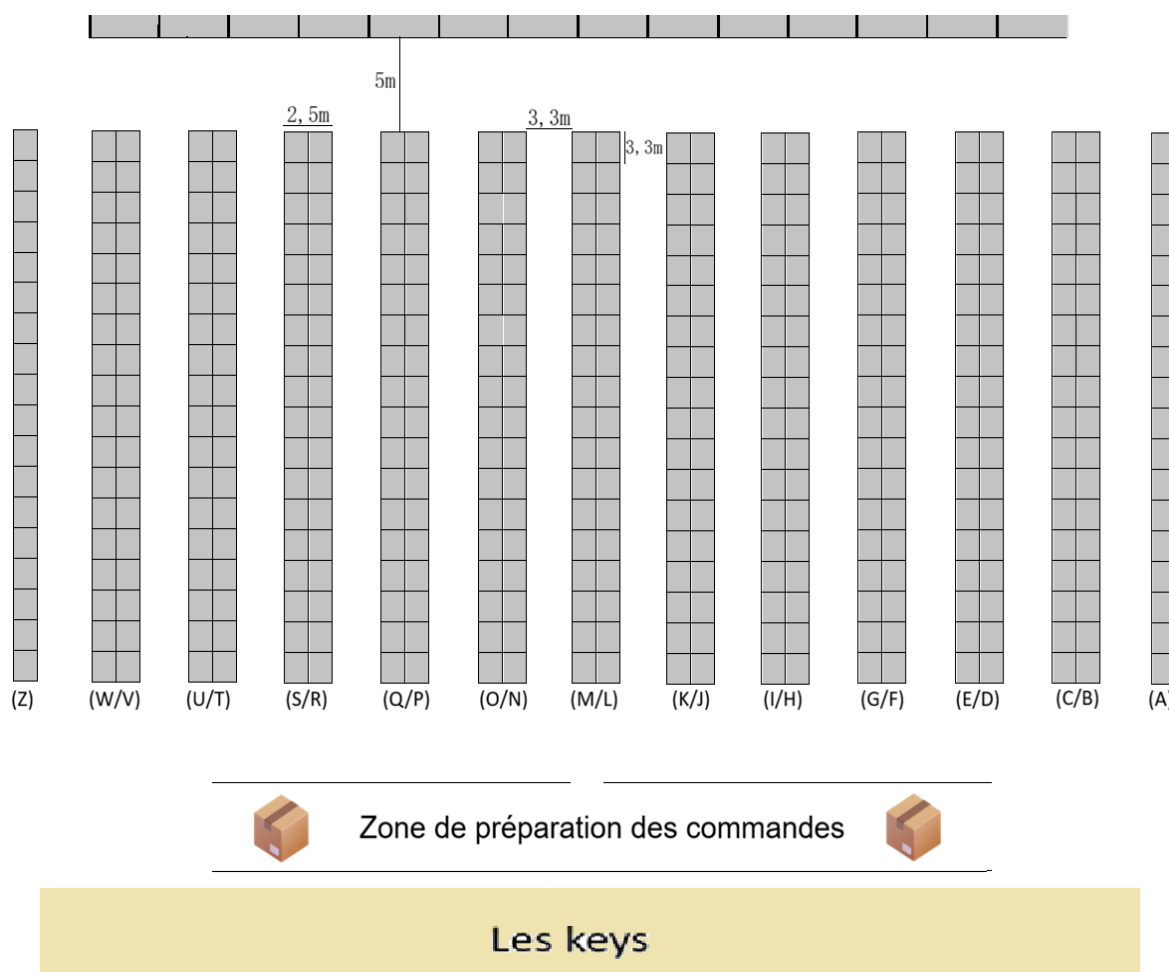
Tableau 8 : Niveaux de stockage

Code niveau (WMS)	Hauteur réelle	Rôle fonctionnel
0	Sol (0 m)	Stockage de masse / palettes complètes
10	2,2 m	Prélèvement picking (niveau bas)
20	4,4 m	Prélèvement picking (niveau intermédiaire)
30	6,6 m	Stockage de réserve
40	8,8 m	Stockage de réserve (hauteur maximale)

Source : élaboré par nous à partir des données internes de l'entreprise NUMILOG,
2026.

Conformément à la politique opérationnelle de NUMILOG, les niveaux inférieurs (niveaux 10 et 20, soit les deux premiers niveaux en hauteur) sont affectés au prélèvement actif, tandis que les niveaux supérieurs (30 et 40) constituent la réserve de réapprovisionnement automatique, déclenchée par le WMS dès qu'un seuil minimal est atteint.

**Figure17 : Plan d'aménagement de la cellule 14 de l'entrepôt NUMILOG –
organisation des racks et zone de préparation (vue en plan)**



Source : élaboré par nous à partir des données internes de l'entreprise NUMILOG, 2026.

1.3. La zone de picking : fonctionnement et caractéristiques :

La zone de picking constitue un espace central dans l'organisation de l'entrepôt puisqu'elle regroupe les opérations de prélèvement des articles nécessaires à la préparation des commandes. Son fonctionnement repose sur une organisation rigoureuse des emplacements, des parcours et des méthodes de prélèvement, afin d'assurer à la fois la rapidité d'exécution, la réduction des erreurs et l'amélioration de la productivité logistique.

1.3.1. Définition et périmètre de la zone de picking :

La zone de picking de la Cellule 14 regroupe l'intégralité des références actives de la gamme Danone. L'analyse des données du classeur de métrages révèle que 19 allées actives

participent aux opérations de prélèvement (allées E à W), couvrant l'ensemble de la largeur de la cellule.

Cette zone comprend différents types de produits, chacun identifié par une référence spécifique (Chargement -Article - Libellé art - Quantité VLG prl), ce qui permet d'assurer une gestion structurée et un suivi précis des articles lors des opérations de picking.

1.3.2. Adressage des emplacements

Chaque emplacement est identifié par quatre coordonnées, constituant ce qu'on appelle l'adresse picking :

[Rack/Allée] – [Colonne] – [Niveau] – [Position dans le niveau]

- **Le rack (ou allée)** permet d'identifier la zone de stockage.
- **La colonne** représente la position horizontale dans le rack.
- **Le niveau** indique la hauteur de stockage.
- **L'emplacement dans le niveau** correspond à la position en profondeur dans le rack.

Cette structuration permet une localisation précise des articles et facilite les opérations de picking ainsi que l'analyse des distances parcourues.

La colonne varie de 1 à 18, ce qui correspond à la position horizontale de l'emplacement le long du rack. Plus le numéro de colonne augmente, plus l'emplacement est éloigné latéralement dans l'allée. Cette organisation permet de structurer l'espace de stockage sur toute la longueur du rack.

Le niveau varie de 0 à 40, avec des intervalles de 10 (0, 10, 20, 30, 40), représentant les différentes hauteurs de stockage. Chaque niveau correspond à une strate verticale du rack, allant du sol (niveau 0) jusqu'aux niveaux supérieurs. Cette segmentation facilite l'identification rapide de la hauteur à laquelle se trouve le produit.

La position dans le niveau varie de 1 à 3 et correspond à la profondeur de stockage.

Figure 17 : Exemple du descriptif des articles avec leur emplacement et type de prélèvement

Chargement	Article	Libellé art.	rack	colon	niveau	emplace ment dans le niveau	Type prl	Qté VLG prl
ELN005 CHLEF	195728	BLEDINA NURSIE	R14	1	0	3	DPP Dét. prépa pick	40
ELN005 CHLEF	192640	BLEDILAIT CR 12	W14	16	20	1	PCC Prépa cond comp	160

Source : élaboré par nous à partir des données internes de l'entreprise NUMILOG, 2026.

1.3.3. Équipements de manutention :

Les opérations de picking sont réalisées à l'aide de trois types de transpalettes, selon la nature du prélèvement :

Tableau 9: Équipements de manutention

Type	Capacité	Usage
Transpalette grande	2 palettes	Prélèvements par palettes complètes / lots importants
Transpalette petite	1 palette	Prélèvements standards (PCC)
Transpalette gerbeur (graveur)	1 palette	Accès aux niveaux en hauteur (niveaux 10,20,30 et 40)

Source : Source : élaboré par nous à partir des données internes de l'entreprise NUMILOG, 2026.

1.4. Méthode de prélèvement pratiquée :

La méthode de prélèvement pratiquée détermine directement l'efficacité du processus de picking et impacte les distances parcourues par les opérateurs. Chez NUMILOG Cellule 14, le choix de cette méthode conditionne à la fois la productivité et la qualité de service envers Danone Algérie.

1.4.1. Présentation des méthodes de préparation de commandes :

Au sein de la Cellule 14, la préparation des commandes repose sur une organisation structurée qui combine plusieurs méthodes de prélèvement complémentaires. Cette approche hybride a été mise en place afin de répondre efficacement à la diversité des demandes clients, qui peuvent varier aussi bien en volume qu'en complexité.

Trois méthodes principales sont utilisées : le Prélèvement en Conditionnement Complet (PCC), le Détail Préparation Pick (DPP) et le Réapprovisionnement des emplacements (RCC). Ces méthodes ne fonctionnent pas de manière isolée, mais sont interconnectées et coordonnées à travers un système de gestion d'entrepôt (WMS), permettant d'assurer une synchronisation optimale des opérations.

Cette organisation permet d'atteindre plusieurs objectifs à la fois : améliorer la productivité, réduire les erreurs de préparation, optimiser les déplacements des opérateurs et garantir la disponibilité permanente des produits dans les zones de picking.

A- Prélèvement en Conditionnement Complet (PCC)

Le Prélèvement en Conditionnement Complet (PCC) consiste à manipuler des unités logistiques entières, telles que des palettes, des cartons ou des caisses, sans procéder à leur ouverture ou à leur fractionnement. Cette méthode est principalement utilisée pour les commandes importantes ou les clients qui commandent des quantités élevées d'un même produit.

L'un des principaux avantages du PCC réside dans la réduction significative des opérations de manutention. En effet, le fait de prélever directement des unités complètes permet de limiter les manipulations intermédiaires, ce qui réduit le temps de préparation et diminue les risques d'erreurs ou de détérioration des produits.

De plus, cette méthode contribue à optimiser les déplacements des opérateurs, puisque les produits sont généralement stockés en zones de masse facilement accessibles (palettiers ou zones de stockage en hauteur). Elle favorise ainsi une meilleure productivité globale et un traitement rapide des flux logistiques importants.

Cependant, le PCC reste peu adapté aux commandes fragmentées ou aux besoins spécifiques nécessitant une grande précision, ce qui justifie le recours à d'autres méthodes complémentaires.

B- Détail Prélèvement Picking (DPP)

Le Détail Préparation Pick (DPP) correspond à une méthode de prélèvement à l'unité, utilisée lorsque les commandes ne correspondent pas aux formats standards de conditionnement. Elle est particulièrement adaptée aux commandes composées de petites quantités ou de références multiples.

Contrairement au PCC, le DPP nécessite une intervention plus fine de la part des opérateurs, qui doivent sélectionner précisément les articles demandés, souvent dans des zones de picking dédiées. Ces zones sont généralement organisées de manière à faciliter l'accès rapide aux produits à forte rotation.

Le principal avantage du DPP réside dans sa flexibilité. Il permet de répondre avec précision aux exigences des clients, notamment dans le cas de commandes personnalisées ou fragmentées. Toutefois, cette méthode est plus consommatrice en temps et en effort, en raison du nombre élevé de manipulations et de déplacements qu'elle implique.

Pour améliorer son efficacité, des outils comme le WMS sont utilisés pour guider les opérateurs (emplacement exact, quantité à prélever, ordre de passage), ce qui permet de réduire les erreurs et d'optimiser les parcours de picking.

C- Mission de réapprovisionnement de la zone picking (RCC)

Le Réapprovisionnement des emplacements (RCC) joue un rôle essentiel dans le bon fonctionnement du processus de préparation. Il consiste à alimenter en continu les zones de picking à partir des zones de stockage (réserve), afin de garantir la disponibilité des produits nécessaires à la préparation des commandes.

Ce processus intervient généralement lorsque le niveau de stock dans un emplacement de picking atteint un seuil critique. Le réapprovisionnement est alors déclenché pour éviter toute rupture qui pourrait ralentir ou bloquer les opérations de préparation.

Le RCC permet ainsi de maintenir un flux logistique fluide et continu. Il contribue également à améliorer l'organisation de l'entrepôt en assurant une séparation claire entre les zones de stockage et les zones de picking.

Lorsqu'il est bien maîtrisé, le RCC permet de réduire les temps d'attente des préparateurs, d'éviter les interruptions de travail et d'assurer une meilleure gestion des stocks.

1.4.2. Complémentarité et optimisation du système de prélèvement :

L'efficacité de la Cellule 14 repose sur l'articulation harmonieuse de ces trois méthodes. Le PCC et le DPP couvrent l'ensemble du spectre des besoins de prélèvement, du volume massif à l'unité singulière, tandis que le RCC en assure la pérennité opérationnelle.

Concrètement, le PCC permet de traiter rapidement les commandes importantes en limitant les interventions manuelles, ce qui améliore significativement la cadence de préparation. Le DPP, de son côté, répond avec exactitude aux demandes spécifiques ou restreintes, évitant le sur conditionnement et les erreurs de livraison. Quant au RCC, il maintient l'équilibre du système en veillant à ce que les emplacements de picking ne se retrouvent jamais à court de stock, assurant ainsi la continuité du service sans interruption.

L'intégration du WMS NUMILOG dans ce dispositif renforce cette complémentarité en assurant une coordination en temps réel entre les différentes méthodes. Il permet une gestion intelligente des flux, une optimisation des trajets des opérateurs et une meilleure allocation des ressources, contribuant ainsi à l'amélioration globale des performances logistiques.

Cette configuration tripartite crée un équilibre dynamique entre productivité, précision et fluidité. Elle permet à la Cellule 14 d'absorber la variabilité des demandes clients tout en maintenant des standards élevés de performance logistique. L'intégration de ces trois méthodes, soutenue par le WMS NUMILOG, constitue donc un choix stratégique qui optimise l'ensemble de la chaîne de préparation de commandes, de la réception des ordres jusqu'à l'expédition finale.

1.5. Description de l'échantillon étudié :

Dans le cadre de cette étude, l'échantillon représente la base empirique sur laquelle repose l'analyse des distances de picking et l'évaluation de la performance logistique.

1.5.1. Volume et périmètre de l'échantillon :

L'échantillon analysé dans le cadre de cette étude est constitué de 114 commandes de distribution, extraites du système WMS de la Cellule 14 (PFL de Bouira – NUMILOG / Danone Algérie). Ces commandes couvrent un ensemble de 2 350 lignes de prélèvement (produits référencés), représentant une quantité totale de 174 362 unités logistiques prélevées. Les destinations concernées s'étendent sur l'ensemble du territoire national, parmi lesquelles Béjaïa, Constantine, Tlemcen, Blida, El Oued, Adrar, Khenchela, Mosta, Oran, Chlef, et d'autres wilayas, ce qui confère à l'échantillon une représentativité géographique large.

Les informations sont reportées dans le tableau ci-dessous conformément à la structuration adoptée :

Tableau 10 : Synthèse des commandes – lignes de prélèvement et quantités logistique

#	Étiquettes de lignes	Somme de Qté VLG pri			
1	ELN001 SARL LONDIS TIZI	2096	57	ELN059 HEMMADI	1495
2	ELN002 AIN DEFLA	1348	58	ELN060 BATNA CHARK COS	1068
3	ELN003 EL OUED	2634	59	ELN061 BEJAIA BOULAKHLOUKH	1820
4	ELN004 BEJAIA	4186	60	ELN062 BOUFARIK AMD	1156
5	ELN005 CHLEF	2626	61	ELN063 BLIDA ALIMENDIS	2990
6	ELN006 MOSTA	2634	62	ELN064 ORAN	2529
7	ELN007 TLEMCEN	2031	63	ELN065 HAMADI	1816
8	ELN008 CONSTANTINE SPEEDY	2696	64	ELN066 SKIKDA	2008
9	ELN009 ADRAR ZIZOUNI	450	65	ELN067 ANNABA BELHOUL	1455
10	ELN010 BOUIRA BORABEX	703	66	ELN068 BOUMERDES HILLAPRO	884
11	ELN011 BBA PHOENIX	1088	67	ELN069 GHARDAIA ESSALAM	789
12	ELN012 TIARET FERNANE	916	68	ELN070 BOUFARIK AMD	995
13	ELN013 KHENCHLA SIRADJ	2414	69	ELN071 BISKRA	391
14	ELN014 SKIKDA DJEKRIK	1738	70	ELN072 KHENCHELA	1288
15	ELN015 ORAN BZRH	549	71	ELN073 CHLEF	1320
16	ELN016 GHARDAIA ESSALAM	523	72	ELN074 TLEMCEN	1578
17	ELN017 BOUMERDES	887	73	ELN075 BATNA	1162
18	ELN018 HEMMADI	2014	74	ELN076 EL OUED HEAL	682
19	ELN018 ORAN BZRH RLQ	1467	75	ELN077 SAIDA DERKAOU	856
20	ELN019 BLIDA	3074	76	ELN078 CONSTANTINE SPEEDY	2624
21	ELN020 M'SILA	1376	77	ELN079 MSILA LSD	829
22	ELN022 BATNA & complement	2216	78	ELN080 BBA PHOENIX	973
23	ELN023 BOUFARIK AMD	1070	79	ELN081 BOUFARIK AMD	660
24	ELN024 BERAKI DISTRISAM	2106	80	ELN082 TIZI LONDIS	1287
25	ELN025 BISKRA GOUBAA	1189	81	ELN083 AIN DEFLA BB	986
26	ELN026 SAIDA DERKAOU	702	82	ELN084 BERAKI DISTRISAM	3022
27	ELN027 TEBESSA TAMISE	2392	83	ELN085 TEBESSA TAMISE	1042
28	ELN028 MOSTA KIZA	2584	84	ELN086 BOUFARIK AMD	739
29	ELN029 TIZI LONDIS	1412	85	ELN087 DJELFA AGROLGICA	2211
30	ELN030 BATNA CHARK COS	1720	86	ELN088 BOUIRA BORABEX	1170
31	ELN031 SKIKDA DJEKRIK	2076	87	ELN090 SETIF BWR	1924
32	ELN032 ANNABA BELHOUL	1820	88	ELN091 BEJAIA BOULEKHLOUKH	1652
33	ELN033 BOUIRA BORABEX	647	89	ELN092 KHENCHLA	614
34	ELN034 ORAN BZRH	1805	90	ELN093 BATNA	1274
35	ELN035 HAMADI KSILA	2068	91	ELN094 TLEMCEN	1243
36	ELN036 EL OUED HEAL	1144	92	ELN095 BOUMERDES	1302
37	ELN037 BOUFARIK AMD	1144	93	ELN096 BOUFARIK	1052
38	ELN038 BOUMERDES HILLAPRO	915	94	ELN097 HAMADI	1503
39	ELN039 BECHAR ZIZOUNI	1143	95	ELN098 SKIKDA	2728
40	ELN040 MSILA LSD	1238	96	ELN099 BLIDA	2616
41	ELN041 DJELFA AGROLGICA	1434	97	ELN100 BOUFARIK	773
42	ELN043 AIN DEFLA BB	756	98	ELN101 ADRAR	422
43	ELN044 BATNA CHARK COS	2366	99	ELN102 BBA	591
44	ELN045 BBA PHOENIX	1068	100	ELN103 ANNABA	1236
45	ELN046 BOUFARIK AMD	1200	101	ELN104 DERKAOU MECHRIA	394
46	ELN047 TLEMCEN BENSAD	2656	102	ELN105 BISKRA GOUBAA	386
47	ELN048 TIARET FERNANE	1565	103	ELN106 ORAN BZRH	1250
48	ELN049 DERKAOU MECHERIA	924	104	ELN107 CONSTANTINE SPEEDY	2022
49	ELN050 CONSTANTINE	2950	105	ELN108 TIZI LONDIS	983
50	ELN051 KHENCHELA	3448	106	ELN109 BERAKI DISTRISAM	1699
51	ELN052 BERAKI	2976	107	ELN110 BATNA	2394
52	ELN053 BISKRA	659	108	ELN111 BOUIRA	583
53	ELN054 TIZI OUZOU	880	109	ELN112 MOSTA	1520
54	ELN055 CHLEF	1380	110	ELN113 TLEMCEN	1264
55	ELN056 EL OUED HEAL	2410	111	ELN114 MSILA LSD	980
56	ELN058 SETIF	2038	112	ELN115 KHENCHLA SIRADJ	1492
			113	ELN116 DJELFA AGROLGICA	2102
			114	ELN117 EL OUED HEAL	987
				Total général	174362

Source : élaboré par nous à partir des données internes de l'entreprise NUMILOG, 2026.

1.5.2. Répartition selon le type de prélèvement :

Les 2 350 lignes de l'échantillon se répartissent entre deux types de préparation pratiqués au sein de la Cellule 14 :

Tableau 11 : Nombre de lignes dans chaque type de prélèvement

Type de prélèvement	Nombre de lignes	Part (%)
PCC – Prélèvement en Conditionnement Complet	1 190	50,6 %
DPP – Détail Préparation Pick (picking unitaire)	1 160	49,4 %
Total	2 350	100 %

Source : élaboré par nous à partir des données internes de l'entreprise NUMILOG, 2026.

La répartition est quasi équilibrée entre les deux méthodes, ce qui permet une analyse comparative rigoureuse des distances générées selon chaque mode opératoire.

En termes de profil par commande, on distingue trois configurations :

- 106 commandes mixtes (PCC + DPP) : les opérateurs combinent les deux méthodes au sein d'une même tournée de préparation, ce qui représente 93 % des commandes traitées.
- 4 commandes exclusivement DPP (PCC = 0) : commandes de faible volume, composées uniquement de prélèvements à l'unité.
- 4 commandes exclusivement PCC (DPP = 0) : commandes de gros volume traitées intégralement par palettes complètes.

1.6. Modélisation du problème de picking comme un problème de tournées (TSP) :

Après la présentation des données relatives aux emplacements des produits ainsi qu'aux commandes à préparer, il devient indispensable de structurer et formaliser le problème afin de pouvoir mobiliser des méthodes d'optimisation adaptées.

Dans cette perspective, l'objectif principal consiste à déterminer une séquence optimale de visite de ces emplacements, de manière à minimiser la distance totale parcourue par l'opérateur lors de la préparation de commande. Cette problématique s'inscrit directement dans le cadre de l'optimisation des tournées de picking, où la réduction des déplacements constitue un levier essentiel d'amélioration de la performance logistique.

Sur la base de cette modélisation, le problème d'optimisation a été formulé comme un problème d'optimisation combinatoire, où l'objectif consiste à déterminer l'ordre optimal de prélèvement des articles minimisant la distance totale parcourue. Ce type de problème, caractérisé par un nombre très élevé de combinaisons possibles, est analogue au **problème du voyageur de commerce** (Travelling Salesman Problem – TSP). Pour le résoudre, une approche basée sur les algorithmes génétiques (AG) a été mise en œuvre via un code développé sous environnement Python (Anaconda). Cette méthode métaheuristique permet d'explorer efficacement l'espace des solutions en simulant des mécanismes inspirés de l'évolution naturelle (sélection, croisement, mutation), afin de converger vers des solutions quasi-optimales.

1.7. Méthodes de calcul des distances :

Les méthodes de calcul des distances occupent une place essentielle dans l'analyse des parcours de picking, car elles permettent de mesurer avec précision les déplacements réalisés à l'intérieur de l'entrepôt. Elles constituent ainsi une base indispensable pour évaluer la performance des itinéraires et identifier les possibilités d'optimisation.

1.7.1. Formule de calcul de distance picking :

Le tableau implémente une **formule analytique de calcul de la distance parcourue** par l'opérateur pour atteindre un emplacement depuis le point d'entrée de la cellule, en partant du début du rack. Cette formule, déduite de la géométrie réelle de la Cellule 14, est la suivante :

$$d = (\text{Colonne} - 1) \times 3,3 + (\text{Niveau} \div 10) \times 2,2 + \text{Position} \times (3,3 \div 3)$$

- $(\text{Colonne} - 1) \times 3,3$: distance horizontale parcourue dans l'allée (en mètres)
- $(\text{Niveau} \div 10) \times 2,2$: distance verticale d'élévation du transpalette (en mètres)
- $\text{Position} \times (3,3 \div 3)$: profondeur d'accès dans la colonne (en mètres)

Cette formule constitue La distance de picking est la distance que parcourt l'opérateur pour atteindre chaque produit de la commande. Elle est calculée en mesurant la distance entre les emplacements des produits selon leur ordre de visite. Le point (0,0) représente le point de départ, qui correspond au début du rack. ((Classeur metrage .xlsx) <https://docs.google.com/>)

1.7.2. Fondement - la distance de Manhattan appliquée au picking :

Les distances de picking présentées dans cette étude ne sont pas des estimations, mais des valeurs calculées à partir des coordonnées spatiales réelles de chaque emplacement dans la Cellule 14. La métrique retenue est **la distance de Manhattan (L')**, définie comme la somme des déplacements absolus selon deux axes orthogonaux :

$$d(A, B) = |X_B - X_A| + |Y_B - Y_A|$$

Cette métrique est la plus adaptée à un entrepôt à allées rectilignes, où l'opérateur ne peut se déplacer qu'horizontalement (axe inter-allées) ou longitudinalement (axe intra-allée), sans possibilité de déplacement diagonal.

Les distances de picking présentées dans cette étude ne sont pas des estimations théoriques, mais des valeurs calculées par **code Python** (Annexe A), fondées sur les coordonnées spatiales réelles de chaque emplacement dans la Cellule 14.

- **Étape 1 : Attribution des coordonnées spatiales (X, Y) à chaque emplacement**

Afin de localiser précisément chaque emplacement de prélèvement dans la Cellule 14, un premier code Python a attribué à chaque ligne extraite du WMS deux coordonnées spatiales réelles, établies à partir des paramètres géométriques mesurés sur site. Ces coordonnées positionnent chaque produit dans un repère bidimensionnel dont l'origine (0,0) est fixée à l'entrée de la Cellule 14, côté zone de préparation des commandes.

a) **Coordonnée X - distance transversale (axe inter-allées)**

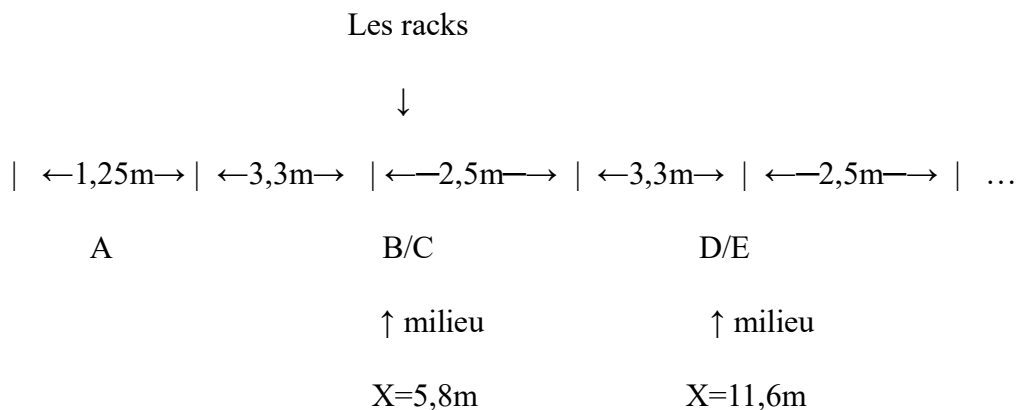
La coordonnée X représente la **distance horizontale depuis l'entrée de la cellule jusqu'à l'axe médian du rack** contenant le produit. Elle est déterminée par la structure physique de la Cellule 14, qui comprend **13 rangées de racks** disposées perpendiculairement à la zone de préparation :

- 2 racks single face (A et X) : largeur = 1,25 m
- 11 racks double face (B/C à V/W) : largeur = 2,5 m
- Distance inter-racks (largeur du couloir de circulation) = 3,3 m

La coordonnée X est mesurée jusqu'à l'axe médian de chaque rack, car c'est depuis le centre de l'allée que l'opérateur accède aux emplacements. Le premier rack de picking actif (D/E) se situe ainsi à :

$$X = A + \text{couloir} + B/C + \text{couloir} + \frac{1}{2} D/E$$

$$X = 1,25 + 3,3 + 2,5 + 3,3 + 1,25 = 11,6 \text{ m}$$



Chaque rack double-face suivant est espacé de 5,8 m (= 2,5 m + 3,3 m) de son prédécesseur, ce qui donne la relation générale :

$$X = 11,6 + (\text{indice de la paire} - 1) \times 5,8 \text{ m}$$

Tableau 12 : Les coordonnées X

Paire	D/E	F/G	H/I	J/K	L/M	N/O	P/Q	R/S	T/U	V/W
X (m)	11,6	17,4	23,2	29,0	34,8	40,6	46,4	52,2	58,0	63,8

Source : élaboré par nous à partir des données internes de l'entreprise NUMILOG, 2026.

La coordonnée X est ainsi constante pour chaque paire de racks, indépendante de la colonne et du niveau de l'emplacement.

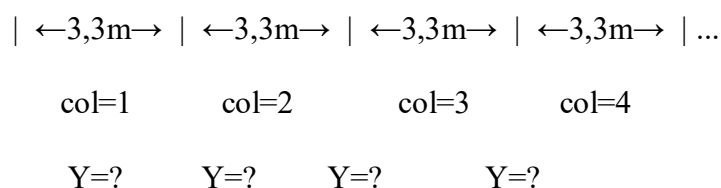
b) Coordonnée Y — distance longitudinale (axe intra-allée)

La coordonnée Y représente la distance parcourue en profondeur à l'intérieur de l'allée, depuis son entrée jusqu'à la position exacte du produit. Elle est déterminée par deux paramètres issus du WMS : la colonne et l'emplacement dans le niveau.

Composante colonne — $(\text{colonne} - 1) \times 3,3$

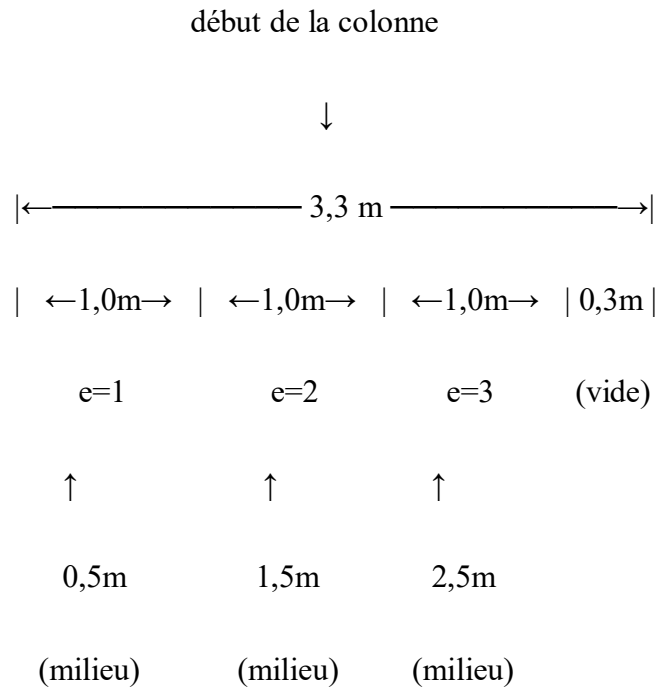
Chaque allée est subdivisée en 18 colonnes d'une largeur de 3,3 m chacune. La distance depuis l'entrée de l'allée jusqu'au début de la colonne n est égale à $(n - 1) \times 3,3 \text{ m}$.

Entrée allée (Y=0)



Composante emplacement — $(\text{emplacement} - 0,5) \times 1,0$

À l'intérieur de chaque colonne, trois emplacements de profondeur (1, 2 et 3) sont disponibles, chacun occupant 1,0 m. Le produit étant physiquement positionné au centre de son emplacement, la distance est mesurée jusqu'à ce centre, soit $(\text{emplacement} - 0,5) \times 1,0$ m, où 0,5 m représente la demi-largeur d'un emplacement. Les 0,3 m résiduels dans chaque colonne correspondent aux jeux mécaniques entre palettes et ne sont pas comptabilisés.



La formule complète est donc :

$$Y = (\text{colonne} - 1) \times 3,3 + (\text{emplacement} - 0,5) \times 1,0$$

**Tableau 13 : Représentation de l'ordre de picking des produits dans l'entrepôt
NUMILOG selon WMS -ELN017 BOUMERDES**

Chargement	Article	Libellé art.	rack	colon	niveau	emplace ment dans le niveau	Type prl	Qté VLG prl	Distance picking par l'opérateur (m)	X	Y
ELN017 BOUMERDES	194276	NURSIE 1 400G	J14	1	0	1	PCC Prépa cond comp	104	1.1	40.6	2.5
ELN017 BOUMERDES	204614	NURSIE CONFORT	K14	15	0	1	PCC Prépa cond comp	104	47.3	40.6	3.8
ELN017 BOUMERDES	204614	NURSIE CONFORT	L14	12	30	2	PCC Prépa cond comp	104	45.1	40.6	5.8
ELN017 BOUMERDES	204616	NURSIE CONFORT	R14	9	30	2	PCC Prépa cond comp	104	35.2	52.2	5.8
ELN017 BOUMERDES	204616	NURSIE CONFORT	R14	13	20	1	PCC Prépa cond comp	104	45.1	52.2	7.1
ELN017 BOUMERDES	196171	NURSIE 1 900G	S14	2	0	3	DPP Dét. prépa pick	39	6.6	40.6	0.5
ELN017 BOUMERDES	196171	NURSIE 1 900G	S14	4	0	3	DPP Dét. prépa pick	21	13.2	29	0.5
ELN017 BOUMERDES	196177	NURSIE 2 900G	S14	2	0	1	DPP Dét. prépa pick	60	4.4	58	3.8
ELN017 BOUMERDES	199172	APT ADV 1 800G	O14	1	0	1	DPP Dét. prépa pick	25	1.1	52.2	12.4
ELN017 BOUMERDES	199212	APT ADV 2 800G	O14	2	0	3	DPP Dét. prépa pick	1	6.6	52.2	9.1
ELN017 BOUMERDES	199212	APT ADV 2 800G	O14	1	0	3	DPP Dét. prépa pick	49	3.3	46.4	2.5
ELN017 BOUMERDES	199213	APT JN AD 3 800	O14	2	0	1	DPP Dét. prépa pick	25	4.4	52.2	3.8
ELN017 BOUMERDES	200184	NURSIE 3 400G	Q14	1	0	3	DPP Dét. prépa pick	12	3.3	52.2	3.8
ELN017 BOUMERDES	200184	NURSIE 3 400G	R14	3	0	1	DPP Dét. prépa pick	19	7.7	58	2.5
ELN017 BOUMERDES	200185	NURSIE 2 400G	R14	2	0	1	DPP Dét. prépa pick	7	4.4	58	7.1
ELN017 BOUMERDES	200185	NURSIE 2 400G	R14	3	0	3	DPP Dét. prépa pick	45	9.9	52.2	27.9
ELN017 BOUMERDES	204353	NURSIE 3 900G	T14	2	0	1	DPP Dét. prépa pick	4	4.4	29	46.7
ELN017 BOUMERDES	205362	NURSIE 1 900G	T14	1	0	3	DPP Dét. prépa pick	52	3.3	34.8	37.8
ELN017 BOUMERDES	205362	NURSIE 1 900G	T14	3	0	1	DPP Dét. prépa pick	8	7.7	52.2	40.1

Source : élaboré par nous à partir des données internes de l'entreprise NUMILOG, 2026.

À partir des données extraites du système WMS, chaque emplacement produit a été associé à des coordonnées spatiales (X, Y), permettant ainsi de modéliser l'entrepôt dans un espace bidimensionnel. Sur cette base, les distances entre les différents points ont été calculées à l'aide de la distance de Manhattan, afin d'estimer les déplacements réels de l'opérateur lors des opérations de picking.

- **Étape 2 - Calcul des distances DPP et PCC par commande**

Les distances de picking ont été calculées à partir des coordonnées X et Y en utilisant la distance de Manhattan, permettant d'obtenir pour chaque commande la distance DPP, PCC et la distance totale.

a) **Distance PCC — aller-retour par palette complète**

Pour les opérations de type PCC (Prélèvement en Conditionnement Complet), l'opérateur effectue un déplacement aller-retour entre le point d'entrée de la cellule et l'emplacement de la palette. La distance élémentaire de chaque arrêt PCC est calculée selon la formule suivante, qui intègre les trois dimensions de l'adressage WMS :

$$d_PCC = (\text{colonne} - 1) \times 3,3 + (\text{niveau} \div 10) \times 2,2 + \text{emplacement} \times 1,1$$

Où :

- $(\text{colonne} - 1) \times 3,3$: distance horizontale depuis l'entrée de l'allée jusqu'à la colonne (pas = 3,3 m)
- $(\text{Niveau} \div 10) \times 2,2$: hauteur de l'emplacement dans le rack (distance verticale entre niveaux = 2,2 m)
- $\text{Emplacement} \times 1,1$: profondeur de la position dans la colonne (pas = 1,1 m)

Cette distance est ensuite multipliée par 2 pour tenir compte du trajet retour, puis sommée sur l'ensemble des arrêts PCC de la commande :

$$\text{Dist. PCC} = 2 \times \sum d_PCC(i)$$

b) Distance DPP — parcours cumulatif de produit en produit

Pour les opérations de type DPP (Détail Préparation Pick), l'opérateur se déplace de produit en produit dans l'ordre de passage enregistré dans le WMS (colonne Ordre optimisé). La distance DPP est calculée par la somme des distances de Manhattan entre chaque arrêt consécutif, en utilisant les coordonnées X et Y précédemment attribuées :

$$\text{Dist. DPP} = \sum_i (|X_i - X_{i-1}| + |Y_i - Y_{i-1}|)$$

où l'indice i parcourt les arrêts DPP dans l'ordre optimisé : produit 1 → produit 2 → ... → produit n.

c) Distance totale par commande :

$$\text{Dist. Totale} = \text{Dist. DPP} + \text{Dist. PC}$$

Tableau 14 : Synthèse des distances DPP, PCC et distance totale par commande

#	Commande	Dist. PCC (m)	Dist. DPP (m)	DISTANCE TOTALE (m)	Nb PCC	Nb DPP	Total Produits
1	ELN001 SARL LONDIS TIZI	783.2	122	905.2	12	20	32
2	ELN002 AIN DEFLA	726	72.2	798.2	10	12	22
3	ELN003 EL OUED	1421.2	124.4	1545.6	19	16	35
4	ELN004 BEJAIA	2116.4	22.7	2139.1	35	3	38
5	ELN005 CHLEF	1152.8	128.6	1281.4	18	15	33
6	ELN006 MOSTA	1507	124.5	1631.5	20	15	35
7	ELN007 TLEMEN	1126.4	128.2	1254.6	14	16	30
8	ELN008 CONSTANTINE SPEEDY	1399.2	101.7	1500.9	18	16	34
9	ELN009 ADRAR ZIZOUNI	0	140.2	140.2	0	20	20
10	ELN010 BOUIRA BORABEX	81.4	95.6	177	1	19	20
11	ELN011 BBA PHOENIX	365.2	67.4	432.6	5	12	17
12	ELN012 TIARET FERNANE	244.2	143.8	388	4	18	22
13	ELN013 KHENCHLA SIRADJ	902	154.9	1056.9	13	23	36
14	ELN014 SKIKDA DJEKRI	941.6	63.2	1004.8	12	9	21
15	ELN015 ORAN BZRH	83.6	24	107.6	2	4	6
16	ELN016 GHARDAIA ESSALAM	90.2	121	211.2	1	20	21
17	ELN017 BOUMERDES	347.6	104	451.6	5	14	19
18	ELN018 HEMMADI	1040.6	66.7	1107.3	15	10	25
19	ELN019 ORAN BZRH RLQ	899.8	46.2	946	11	6	17
20	ELN019 BLIDA	1883.2	135	2018.2	23	12	35
21	ELN020 M'SILA	433.4	155.8	589.2	6	25	31
22	ELN022 BATNA & complement	1009.8	113.2	1123	13	17	30
23	ELN023 BOUFARIK AMD	226.6	137.9	364.5	4	17	21
24	ELN024 BERAKI DISTRISAM	1060.4	71.2	1131.6	16	8	24
25	ELN025 BISKRA GOUBAA	456.4	29.5	485.9	7	15	22
26	ELN026 SAIDA DERKAQOUI	145.2	119.4	264.6	3	15	18
27	ELN027 TEBESSA TAMISE	1276	66.2	1342.2	17	11	28
28	ELN028 MOSTA KIZA	1504.8	47.3	1552.1	20	11	31
29	ELN029 TIZI LONDIS	770	28.1	798.1	11	4	15
30	ELN030 BATNA CHARK COS	921.8	0	921.8	15	0	15
31	ELN031 SKIKDA DJEKRI	1012	24.2	1036.2	15	8	23
32	ELN032 ANNABA BELHOUL	123.2	21.5	1253.5	13	6	19
33	ELN033 BOUIRA BORABEX	138.6	84.6	223.2	3	12	15
34	ELN034 ORAN BZRH	1051.6	59.4	1111	12	12	24
35	ELN035 HAMADI KSILA	1260.6	80.9	1341.5	16	8	24
36	ELN036 EL OUED HEAL	745.8	0	745.8	11	0	11
37	ELN037 BOUFARIK AMD	484	82.6	566.6	5	14	19
38	ELN038 BOUMERDES HILLAPRO	506	82.5	588.5	6	7	13
39	ELN039 BECHAR ZIZOUNI	750.2	139.2	889.4	7	21	28
40	ELN040 M'SILA LSD	624.8	84.4	709.2	7	15	22
41	ELN041 DJELFA AGROLGICA	701.8	99.6	801.4	9	14	23
42	ELN043 AIN DEFLA BB	598.4	24.8	623.2	6	5	11
43	ELN044 BATNA CHARK COS	1322.2	31.3	1353.5	20	3	23
44	ELN045 BBA PHOENIX	611.6	56.1	667.7	7	7	14
45	ELN046 BOUFARIK AMD	541.2	66.5	607.7	7	12	19
46	ELN047 TLEMEN BERSAID	1597.2	85.7	1682.9	20	9	29
47	ELN048 TIARET FERNANE	1168.2	13	1181.2	13	4	17
48	ELN049 DERKAQOUI MECHERIA	415.8	148.7	564.5	6	15	21
49	ELN050 CONSTANTINE	1848	5.3	1853.3	24	3	27
50	ELN051 KHENCHLA	1438.8	65.1	1503.9	27	9	36
51	ELN052 BERAKI	1478.4	19.7	1498.1	24	4	28
52	ELN053 BISKRA	246.4	55.8	302.2	4	8	13
53	ELN054 TIZI OUZOU	431.2	27.3	458.5	5	3	8
54	ELN055 CHLEF	585.2	15.7	600.9	10	5	15
55	ELN056 EL OUED HEAL	1128.6	80.5	1209.1	18	11	29
56	ELN058 SETIF	1133	10.6	1143.6	14	4	18
57	ELN059 HEMMADI	607.2	49.7	656.9	12	9	21
58	ELN060 BATNA CHARK COS	336.6	33.9	370.5	7	8	15
59	ELN061 BEJAIA BOULEKHOULKH	613.9	23.2	637	13	3	16
60	ELN062 BOUFARIK AMD	237.6	137.1	374.7	6	15	21
61	ELN063 BLIDA ALIMENDIS	1661	11.1	1672.1	25	2	27
62	ELN064 ORAN	1254	29.9	1283.9	20	6	26
63	ELN065 HAMADI	1034	20.2	1054.2	15	3	18
64	ELN066 SKIKDA	1306.8	0	1306.8	16	1	17
65	ELN067 ANNABA BELHOUL	668.8	35.1	703.9	10	4	14
66	ELN068 BOUMERDES HILLAPRO	369.6	82.7	452.3	4	14	18
67	ELN069 GHARDAIA ESSALAM	55	88	143	2	17	19
68	ELN070 BOUFARIK AMD	226.6	132.7	359.3	5	18	23
69	ELN071 BISKRA	0	80.7	80.7	0	16	16
70	ELN072 KHENCHLA	521.4	41	562.4	9	8	17
71	ELN073 CHLEF	541.2	59.9	601.1	9	10	19
72	ELN074 TLEMEN	869	34.2	903.2	11	2	13
73	ELN075 BATNA	587.4	6.6	594	9	2	11
74	ELN076 EL OUED HEAL	215.6	42.9	258.5	4	8	12
75	ELN077 SAIDA DERKAQOUI	275	101.4	376.4	3	17	20
76	ELN078 CONSTANTINE SPEEDY	1386	0	1386	22	0	22
77	ELN079 M'SILA LSD	145.2	109.2	254.4	4	20	24
78	ELN080 BBA PHOENIX	517	35.9	552.9	7	4	11
79	ELN081 BOUFARIK AMD	235.4	44.2	279.6	4	7	11
80	ELN082 TIZI LONDIS	415.8	81.8	497.6	8	13	21
81	ELN083 AIN DEFLA BB	286	115.7	401.7	5	14	19
82	ELN084 BERAKI DISTRISAM	1771	19.5	1790.5	25	4	29
83	ELN085 TEBESSA TAMISE	539	12.4	551.4	8	2	10
84	ELN086 BOUFARIK AMD	116.6	81.2	197.8	2	13	15
85	ELN087 DJELFA AGROLGICA	902	168.1	1070.1	15	21	36
86	ELN088 BOUIRA BORABEX	343.2	37.7	380.9	7	8	15
87	ELN090 SETIF BWR	567.6	0	567.6	15	1	16
88	ELN091 BEJAIA BOULEKHOULKH	585.2	8.6	593.8	13	3	16
89	ELN092 KHENCHLA	169.4	80.7	250.1	2	16	18
90	ELN093 BATNA	492.8	59.7	552.5	9	6	15
91	ELN094 TLEMEN	385	0	385	11	1	12
92	ELN095 BOUMERDES	387.2	118.7	505.9	7	13	20
93	ELN096 BOUFARIK AMD	290.4	91.9	382.3	4	16	20
94	ELN097 HAMADI	565.4	121.5	686.9	9	15	24
95	ELN098 SKIKDA	1300.2	35.1	1335.3	22	5	27
96	ELN099 BLIDA	1401.4	29.1	1430.5	20	4	24
97	ELN100 BOUFARIK	215.6	116.4	332	3	15	18
98	ELN101 ADRAR	0	134	134	0	21	21
99	ELN102 BBA	13.2	50.8	64	1	13	14
100	ELN103 ANNABA	490.6	1.3	491.9	10	2	12
101	ELN104 DERKAQOUI MECHERIA	70.4	79.6	150	1	14	15
102	ELN105 BISKRA GOUBAA	0	59.8	59.8	0	11	11
103	ELN106 ORAN BZRH	880	9.1	889.1	10	3	13
104	ELN107 CONSTANTINE SPEEDY	1097.8	11.1	1108.9	16	3	19
105	ELN108 TIZI LONDIS	257.4	109.1	366.5	4	15	19
106	ELN109 BERAKI DISTRISAM	776.6	54.4	831	12	6	18
107	ELN110 BATNA	1049.4	40.4	1089.8	18	8	26
108	ELN111 BOUIRA	114.4	79.8	194.2	2	11	13
109	ELN112 MOSTA	649	0	649	12	1	13
110	ELN113 TLEMEN	605	0	605	11	0	11
111	ELN114 M'SILA LSD	85.8	84.6	170.4	3	21	24
112	ELN115 KHENCHLA SIRADJ	521.4	104.1	625.5	8	15	23
113	ELN116 DJELFA AGROLGICA	763.4	7.4	837.4	14	9	23
114	ELN117 EL OUED HEAL	336.6	80.7	417.3	5	13	18

Source : élaboré par nous à partir des données internes de l'entreprise NUMILOG,

2026.

1.8. Modélisation et interprétation des distances de parcours en entrepôt :

Dans ce contexte, deux indicateurs principaux ont été définis : la Distance de Parcours de Picking (DPP) et le Parcours de Collecte Complet (PCC). Le PCC représente une distance globale de type aller-retour entre le point de départ et l'ensemble des emplacements produits à visiter, sans tenir compte de l'ordre de passage des articles. Autrement dit, le PCC reste globalement stable et dépend uniquement des points à visiter, et non de la séquence de déplacement.

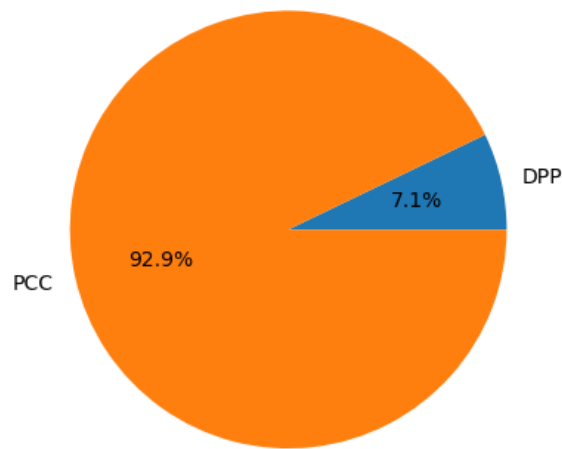
En revanche, Le DPP représente le déplacement réel effectué par l'opérateur au sein de l'entrepôt, en se déplaçant d'un produit à un autre selon une séquence de prélèvement bien définie. Contrairement à une simple mesure globale, le DPP prend en compte l'ordre exact de visite des emplacements. Ainsi, la distance totale parcourue n'est pas fixe : elle varie directement en fonction de la permutation des produits dans la tournée de picking. Autrement dit, un changement dans l'ordre de passage des articles entraîne automatiquement une modification de la distance totale.

Pour cette raison, le DPP est considéré comme l'indicateur le plus pertinent dans le cadre de l'optimisation des opérations de picking, car il reflète directement l'efficacité réelle du trajet effectué. À l'inverse, le PCC constitue une mesure plus globale et statique, qui représente essentiellement une distance théorique de type aller-retour, sans prise en compte de l'ordre de visite, ce qui limite son intérêt dans les problématiques d'optimisation.

En effet, les résultats obtenus montrent un écart très important entre les deux indicateurs, avec un Total des distances de DPP de 6154.3 contre un Total des distances de PCC de 80086.6. Cette différence confirme que l'optimisation réalisée à travers l'approche TSP est effectivement visible et significative uniquement au niveau du DPP, puisque celui-ci dépend directement de la séquence réelle de déplacement.

Figure 18 : Répartition total des distances DPP et PCC

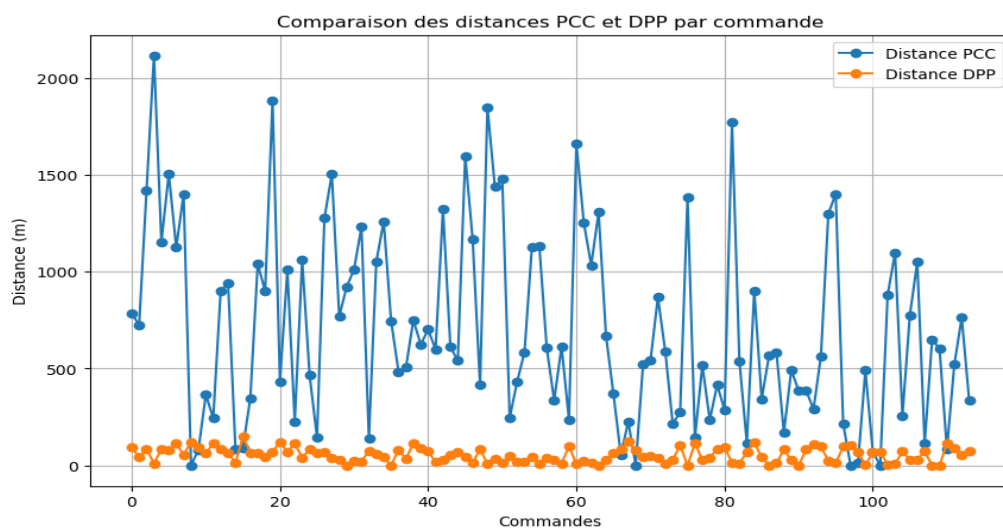
Répartition totale des distances DPP et PCC



Source : Réalisé par nous sous Python via Anaconda à partir des données de NUMILOG.

Ainsi, l'amélioration des tournées de picking se traduit par une réduction importante du DPP, alors que le PCC reste très élevé en raison de son caractère théorique et non sensible à l'ordre de visite. De ce fait, le DPP permet de mieux évaluer l'impact réel de l'optimisation, contrairement au PCC qui ne reflète pas fidèlement les gains opérationnels obtenus. (Figure 23)

Figure20: Comparaison des distances PCC et DPP par commande



Source : Réalisé par nous sous Python via Anaconda à partir des données de NUMILOG.

1.8.1. Choix de la méthode d'optimisation : l'algorithme génétique

Dans ce contexte, la nature combinatoire du problème de *Picking*, caractérisée par un très grand nombre de permutations possibles pour l'ordonnancement des articles au sein de l'entrepôt NUMILOG, rend les méthodes classiques de résolution inefficaces ou très coûteuses en termes de temps de calcul. En effet, ce problème appartient à la classe des problèmes, ce qui rend l'exploration exhaustive de l'ensemble des solutions non réalisable dans un environnement réel d'entrepôt. Obtenue à partir des coordonnées (X, Y) et de la distance de Manhattan.

Dans ce cadre, l'**algorithme génétique (Algorithme Génétique - AG)** a été adopté comme méthode d'optimisation appropriée, et il a été implémenté en **langage Python dans l'environnement Anaconda** (Annexe B) afin de simuler et résoudre efficacement le problème de minimisation de la distance totale (DPP). Ce choix est justifié par sa capacité à explorer un espace de solutions très vaste tout en évitant la convergence vers des optima locaux. Cet algorithme est basé sur des principes inspirés de l'évolution naturelle.

L'implémentation de cette méthode en Python repose sur les étapes suivantes :

Tableau 15 : Les déroulement de l’algorithme génétique

Début	Lancement de l’algorithme
	Initialiser aléatoirement une population de N individus :
1	permutations des points de picking
2	Évaluer la fonction objective de chaque individu
3	Sélectionner le meilleur individu pour la reproduction
Itération (Tant que le critère d’arrêt n’est pas satisfait)	Cycle évolutif de l’algorithme
4	Utiliser une méthode de sélection pour choisir les parents
5	Appliquer des opérateurs de croisement pour produire des enfants
6	Appliquer des mutations pour introduire de la diversité
7	Remplacer une partie ou la totalité de la population actuelle par les nouveaux individus
8	Évaluer la fonction objective pour chaque individu
Fin Tant que	Arrêt du processus itératif
9	Travaille sur une population de solutions évoluant progressivement vers l’optimum.
Fin	Résultat optimal obtenu

Source : élaboré par nous à partir des données internes de l’entreprise NUMILOG, 2026.

À la suite de l’exécution du code basé sur l’algorithme génétique (Annexe B) appliqué au problème TSP dans le cadre de l’activité de picking au sein de l’entrepôt NUMILOG, un nouvel ordre de passage des produits dans le parcours de préparation a été obtenu :

Tableau 16 : Représentation de l'ordre optimisé de picking des produits dans l'entrepôt NUMILOG selon (TSP –AG) – ELN017 BOUMERDES

Chargement	Ordre optimisé	Article	Libellé art.	rack	colon	niveau	emplacement dans le niveau	Type prl	Qté VLG prl	Distance picking par l'opérateur (m)	X	Y
ELN017 BOUMERDES	1	199212	APT ADV 2 800G	O14	1	0	3	DPP Dét. prépa pick	49	3.3	41	2.5
ELN017 BOUMERDES	2	199213	APT JN AD 3 800	O14	2	0	1	DPP Dét. prépa pick	25	4.4	41	3.8
ELN017 BOUMERDES	3	199212	APT ADV 2 800G	O14	2	0	3	DPP Dét. prépa pick	1	6.6	41	5.8
ELN017 BOUMERDES	4	196171	NURSIE 1 900G	S14	2	0	3	DPP Dét. prépa pick	39	6.6	52	5.8
ELN017 BOUMERDES	5	200184	NURSIE 3 400G	R14	3	0	1	DPP Dét. prépa pick	19	7.7	52	7.1
ELN017 BOUMERDES	6	199172	APT ADV 1 800G	O14	1	0	1	DPP Dét. prépa pick	25	1.1	41	0.5
ELN017 BOUMERDES	7	194276	NURSIE 1 400G	J14	1	0	1	PCC Prépa cond comp	104	1.1	29	0.5
ELN017 BOUMERDES	8	204353	NURSIE 3 900G	T14	2	0	1	DPP Dét. prépa pick	4	4.4	58	3.8
ELN017 BOUMERDES	9	196171	NURSIE 1 900G	S14	4	0	3	DPP Dét. prépa pick	21	13.2	52	12
ELN017 BOUMERDES	10	200185	NURSIE 2 400G	R14	3	0	3	DPP Dét. prépa pick	45	9.9	52	9.1
ELN017 BOUMERDES	11	200184	NURSIE 3 400G	Q14	1	0	3	DPP Dét. prépa pick	12	3.3	46	2.5
ELN017 BOUMERDES	12	200185	NURSIE 2 400G	R14	2	0	1	DPP Dét. prépa pick	7	4.4	52	3.8
ELN017 BOUMERDES	13	196177	NURSIE 2 900G	S14	2	0	1	DPP Dét. prépa pick	60	4.4	52	3.8
ELN017 BOUMERDES	14	205362	NURSIE 1 900G	T14	1	0	3	DPP Dét. prépa pick	52	3.3	58	2.5
ELN017 BOUMERDES	15	205362	NURSIE 1 900G	T14	3	0	1	DPP Dét. prépa pick	8	7.7	58	7.1
ELN017 BOUMERDES	16	204616	NURSIE CONFORT	R14	9	30	2	PCC Prépa cond comp	104	35.2	52	28
ELN017 BOUMERDES	17	204614	NURSIE CONFORT	K14	15	0	1	PCC Prépa cond comp	104	47.3	29	47
ELN017 BOUMERDES	18	204614	NURSIE CONFORT	L14	12	30	2	PCC Prépa cond comp	104	45.1	35	38
ELN017 BOUMERDES	19	204616	NURSIE CONFORT	R14	13	20	1	PCC Prépa cond comp	104	45.1	52	40

Source : élaboré par nous à partir des données internes de l'entreprise NUMILOG, 2026.

Sur la base de cet ordre, les distances parcourues dans l'entrepôt ont été recalculées, ce qui a permis de déterminer de nouvelles valeurs de DPP et de PCC, reflétant de manière précise la performance des opérations de picking. ((TSA_FINAL_BASE.xlsx) <https://docs.google.com/>)

Fonction objectif générale :

$$\text{Min } Z = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n d_{ij} x_{ij}$$

$$\sum_{j=1}^n x_{ij} = 1$$

Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau ci-dessous, illustrant, pour chaque commande, les valeurs de DPP et de PCC après l'application de l'algorithme génétique :

Tableau 17 : Distance après application de l’algorithme génétique (TSP-AG)

#	Commande	Dist. PCC (m)	Dist. DPP (m)	DISTANCE TOTALE (m)	Nb PCC	Nb DPP	Total Produits
1	ELN001 SARL LONDIS TIZI	783.2	93.5	876.7	12	20	32
2	ELN002 AIN DEFLA	726	42	768	10	12	22
3	ELN003 EL OUED	1421.2	85	1506.2	19	16	35
4	ELN004 BEJAIA	2116.4	10.8	2127.2	35	3	38
5	ELN005 CHLEF	1152.8	83.6	1236.4	18	15	33
6	ELN006 MOSTA	1507	77.2	1584.2	20	15	35
7	ELN007 TLEMCEEN	1126.4	112.4	1238.8	14	16	30
8	ELN008 CONSTANTINE SPEEDY	1399.2	55.6	1454.8	18	16	34
9	ELN009 ADRAR ZIZOUNI	0	121.6	121.6	0	20	20
10	ELN010 BOUIRA BORABEX	81.4	92.1	173.5	1	19	20
11	ELN011 BBA PHOENIX	385.2	63.4	448.6	5	12	17
12	ELN012 TIARET FERNANE	244.2	113.6	357.8	4	18	22
13	ELN013 KHENCHLA SIRADI	902	82	984	13	23	36
14	ELN014 SKIKDA DJERIF	941.6	64	1005.6	12	9	21
15	ELN015 ORAN BZRH	83.6	14.9	98.5	2	4	6
16	ELN016 GHARDAIA ESSALAM	90.2	149.4	239.6	1	20	21
17	ELN017 BOUMERDES	347.6	66.6	414.2	5	14	19
18	ELN018 HEMMADI	1040.6	66	1106.6	15	10	25
19	ELN018 ORAN BZRH RLQ	899.8	42.6	942.4	11	6	17
20	ELN019 BLIDA	1883.2	70.2	1953.4	23	12	35
21	ELN020 MSILA	433.4	120.9	554.3	6	25	31
22	ELN022 BATNA & complement	1009.8	69.9	1079.7	13	17	30
23	ELN023 BOUFARIK AMD	226.6	113.6	340.2	4	17	21
24	ELN024 BERAKI DISTRISAM	1060.4	39.7	1100.1	16	8	24
25	ELN025 BISKRA GOUBAA	466.4	84.1	550.5	7	15	22
26	ELN026 SAIDA DERKAOU	125.2	64.5	200.7	3	15	18
27	ELN027 TEBESSA TAMISE	127.6	1346.8	1474.4	17	11	28
28	ELN028 MOSTA KIZA	1504.8	36.7	1541.5	20	11	31
29	ELN029 TIZI LONDIS	770	27.3	797.3	11	4	15
30	ELN030 BATNA CHARK COS	921.8	0	921.8	15	0	15
31	ELN031 SKIKDA DJERIF	1012	24	1036	15	8	23
32	ELN032 ANNABA BELHOUL	1232	21	1253	13	6	19
33	ELN033 BOUIRA BORABEX	138.6	75.4	214	3	12	15
34	ELN034 ORAN BZRH	1051.4	60.8	1112.2	12	12	24
35	ELN035 HAMADI KSILA	1260.6	41.9	1302.5	16	8	24
36	ELN036 EL OUED HEAL	745.8	0	745.8	11	0	11
37	ELN037 BOUFARIK AMD	484	81.4	565.4	5	14	19
38	ELN038 BOUMERDES HILLAPRO	506	33.5	539.5	6	7	13
39	ELN039 BECHAR ZIZOUNI	750.2	116.4	866.6	7	21	28
40	ELN040 MSILA LSD	624.8	90.4	715.2	7	15	22
41	ELN041 DJELFA AGROLGICA	701.8	72	773.8	9	14	23
42	ELN042 AIN DEFLA BB	598.4	18.2	616.6	6	5	11
43	ELN044 BATNA CHARK COS	1322.2	26.8	1349	20	3	23
44	ELN045 BBA PHOENIX	611.6	56.5	668.1	7	7	14
45	ELN046 BOUFARIK AMD	541.2	67.8	609	7	12	19
46	ELN047 TLEMCEEN BENSALD	1597.2	46.3	1643.5	20	9	29
47	ELN048 TIARET FERNANE	1168.2	12.1	1180.3	13	4	17
48	ELN049 DERKAOU MECHERIA	415.8	85.2	501	6	15	21
49	ELN050 CONSTANTINE	1848	8.6	1856.6	24	3	27
50	ELN051 KHENCHLA	1438.8	35.8	1474.6	27	9	36
51	ELN052 BERAKI	1478.4	14.4	1492.8	24	4	28
52	ELN053 BISKRA	246.4	47.5	293.9	4	9	13
53	ELN054 TIZI OUZO	431.2	20.2	451.4	5	3	8
54	ELN055 CHLEF	585.2	18.2	603.4	10	5	15
55	ELN056 EL OUED HEAL	1128.6	42.1	1170.7	18	11	29
56	ELN058 SETI	1133	7.3	1140.3	14	4	18
57	ELN059 HEMMADI	507.2	35.3	542.5	12	9	21
58	ELN060 BATNA CHARK COS	336.6	27.3	363.9	7	8	15
59	ELN061 BEJAIA BOULEKHLOUKH	613.8	10	623.8	13	3	16
60	ELN062 BOUFARIK AMD	237.6	99.3	336.9	6	15	21
61	ELN063 BLIDA ALIMENDIS	1661	7.8	1668.8	25	2	27
62	ELN064 ORAN	1254	25	1279	20	6	26
63	ELN065 HAMADI	1034	13.6	1047.6	15	3	18
64	ELN066 SKIKDA	1306.8	0	1306.8	16	1	17
65	ELN067 ANNABA BELHOUL	668.8	29.3	698.1	10	4	14
66	ELN068 BOUMERDES HILLAPRO	369.6	65.6	435.2	4	14	18
67	ELN069 GHARDAIA ESSALAM	55	83.2	138.2	2	17	19
68	ELN070 BOUFARIK AMD	226.6	123.1	349.7	5	18	23
69	ELN071 BISKRA	0	79.4	79.4	0	16	16
70	ELN072 KHENCHLA	521.4	42.3	563.7	9	8	17
71	ELN073 CHLEF	541.2	47.9	589.1	9	10	19
72	ELN074 TLEMCEEN	869	36.9	905.9	11	9	20
73	ELN075 BATNA	587.4	6.6	594	9	2	11
74	ELN076 EL OUED HEAL	215.6	28.1	243.7	4	8	12
75	ELN077 SAIDA DERKAOU	275	106.3	381.3	3	17	20
76	ELN078 CONSTANTINE SPEEDY	1386	0	1386	22	0	22
77	ELN079 MSILA LSD	145.2	115.4	260.6	4	20	24
78	ELN080 BBA PHOENIX	517	28	545	7	4	11
79	ELN081 BOUFARIK AMD	235.4	40.6	276	4	7	11
80	ELN082 TIZI LONDIS	415.8	85.7	501.5	8	13	21
81	ELN083 AIN DEFLA BB	286	93.8	379.8	5	14	19
82	ELN084 BERAKI DISTRISAM	1771	14.9	1785.9	25	4	29
83	ELN085 TEBESSA TAMISE	539	9.1	548.1	8	2	10
84	ELN086 BOUFARIK AMD	116.6	70.9	187.5	2	13	15
85	ELN087 DJELFA AGROLGICA	902	118.2	1020.2	15	21	36
86	ELN088 BOUIRA BORABEX	343.2	44.3	387.5	8	15	23
87	ELN089 SETI BVR	567.6	0	567.6	15	1	16
88	ELN091 BEJAIA BOULEKHLOUKH	585.2	11.2	596.4	13	3	16
89	ELN092 KHENCHLA	169.4	82.5	251.9	2	16	18
90	ELN093 BATNA	492.8	26.5	519.3	9	6	15
91	ELN094 TLEMCEEN	385	0	385	11	1	12
92	ELN095 BOUMERDES	387.2	82	469.2	7	13	20
93	ELN096 BOUFARIK	290.4	110.2	400.6	4	16	20
94	ELN097 HAMADI	585.4	98.1	683.5	9	15	24
95	ELN098 SKIKDA	1300.2	23.5	1323.7	22	5	27
96	ELN099 BLIDA	1401.4	12.1	1413.5	20	4	24
97	ELN100 BOUFARIK	215.6	97	312.6	3	15	18
98	ELN101 ADRAR	0	104.7	104.7	0	21	21
99	ELN102 BBA	13.2	70.6	83.8	1	13	14
100	ELN103 ANNABA	490.6	1.3	491.9	10	2	12
101	ELN104 DERKAOU MECHRIA	70.4	67.1	137.5	1	14	15
102	ELN105 BISKRA GOUBAA	0	68.8	68.8	0	11	11
103	ELN106 ORAN BZRH	880	5.8	885.8	10	3	13
104	ELN107 CONSTANTINE SPEEDY	1097.8	7.1	1104.9	16	3	19
105	ELN108 TIZI LONDIS	257.4	72.2	329.6	4	15	19
106	ELN109 BERAKI DISTRISAM	776.6	28.7	805.3	12	6	18
107	ELN110 BATNA	1049.4	31.3	1080.7	18	8	26
108	ELN111 BOUIRA	114.4	71.7	186.1	2	11	13
109	ELN112 MOSTA	649	0	649	12	1	13
110	ELN113 TLEMCEEN	605	0	605	11	0	11
111	ELN114 MSILA LSD	85.8	113.6	199.4	3	21	24
112	ELN115 KHENCHLA SIRADI	521.4	89.5	610.9	8	15	23
113	ELN116 DJELFA AGROLGICA	763.4	52	815.4	16	9	25
114	ELN117 EL OUED HEAL	336.6	75.1	411.7	5	13	18

Source : élaboré par nous à partir des données internes de l’entreprise NUMILOG, 2026.

1.8.2. Analyse comparative des performances de picking avant et après optimisation par TSP :

Les résultats de l'analyse comparative entre l'état initial et l'état optimisé suite à l'application du modèle du problème du voyageur de commerce (TSP) mettent en évidence des écarts significatifs au niveau des indicateurs clés de performance (KPI). On observe notamment une réduction de la distance totale parcourue ainsi qu'une diminution du temps d'exécution des opérations de picking.

Tableau 18 : Indicateurs de performance (KPI) du picking avant et après optimisation par TSP

#	Commande	Dist. DPP (m)avant	Dist. DPP (m)après	gain %	DISTANCE TOTALE (m) avant	DISTANCE TOTALE (m) après	gain %
1	ELN001 SARL LONDIS TIZI	122	93.5	23.36%	905.2	876.7	3.15%
2	ELN002 AIN DEFLA	72.2	42	41.83%	798.2	768	3.78%
3	ELN003 EL OUED	124.4	83	31.67%	1545.6	1308.2	1.58%
4	ELN004 BEJAIA	22.7	10.8	52.42%	2139.1	2127.2	0.56%
5	ELN005 CHLEF	128.6	83.6	34.99%	1281.4	1236.4	3.51%
6	ELN006 MOSTA	124.5	77.2	37.99%	1631.5	1584.2	2.90%
7	ELN007 TLEMCEEN	128.2	112.4	12.32%	1254.6	1238.8	1.26%
8	ELN008 CONSTANTINE SPEEDY	101.7	55.6	45.33%	1500.9	1454.8	3.07%
9	ELN009 ADRAR ZIZOUNI	140.2	121.6	13.27%	140.2	121.6	13.27%
10	ELN010 BOUIRA BORABEX	95.6	92.1	3.66%	177	173.5	1.98%
11	ELN011 BBA PHOENIX	67.4	63.4	5.93%	432.6	428.6	0.92%
12	ELN012 TIARET FERNANE	143.8	113.6	21.00%	388	357.8	7.78%
13	ELN013 KHENCHLA SIRADJ	154.9	82	47.06%	1056.9	984	6.90%
14	ELN014 SKIKDA DJEKRIFF	63.2	64	-1.27%	1004.8	1005.6	-0.08%
15	ELN015 ORAN BZRH	24	34.9	-37.92%	387.6	284.5	26.35%
16	ELN016 GHARDAIA ESSALAM	121	149.4	-23.47%	211.2	239.6	-13.45%
17	ELN017 BOUMERDES	104	66.6	35.96%	451.6	414.2	8.28%
18	ELN018 HEMMADI	66.7	66	1.05%	1107.3	1106.6	0.06%
19	ELN018 ORAN BZRH RLQ	46.2	42.6	7.79%	946	942.4	0.38%
20	ELN019 BLIDA	135	70.2	47.63%	2018.2	1853.4	8.21%
21	ELN020 MSILA	155.8	120.9	22.40%	589.2	554.3	5.92%
22	ELN022 BATNA & complement	113.2	69.9	38.25%	1123	1079.7	3.86%
23	ELN023 BOUFARIK AMD	137.9	113.6	17.62%	364.5	340.2	6.67%
24	ELN024 BERAKE DISTRISAM	71.2	39.7	44.24%	1131.6	1100.1	2.78%
25	ELN025 BISKRA GOUBAA	99.5	84.1	15.48%	565.9	550.5	2.72%
26	ELN026 SAIDA DERKAOU	64.9	64	0.95%	1349.6	1299.7	3.46%
27	ELN027 TEBESSA TAMISE	66.2	70.8	-6.95%	1342.2	1346.8	-0.34%
28	ELN028 MOSTA KIZA	47.3	36.7	22.41%	1552.1	1541.5	0.68%
29	ELN029 TIZI LONDIS	28.1	27.3	2.85%	798.1	797.3	0.10%
30	ELN030 BATNA CHARK COS	0	0	#DIV/0!	921.8	921.8	0.00%
31	ELN031 SKIKDA DJEKRIFF	24.2	24	0.83%	1036.2	1036	0.02%
32	ELN032 ANNABA BELHOUL	21.4	21	2.33%	1253.5	1253	0.04%
33	ELN033 BOUIRA BORABEX	84.6	75.4	10.87%	223.2	214	4.12%
34	ELN034 ORAN BZRH	59.4	60.8	-2.36%	1111	1112.4	-0.13%
35	ELN035 HAMADI KSILA	80.9	41.9	48.21%	1341.5	1302.5	2.91%
36	ELN036 EL OUED HEAL	0	0	#DIV/0!	745.8	745.8	0.00%
37	ELN037 BOUFARIK AMD	82.6	81.4	1.45%	566.6	565.4	0.21%
38	ELN038 BOUMERDES HILLAPRO	82.5	33.5	59.39%	589.5	539.5	8.33%
39	ELN039 BECHAR ZIZOUNI	139.2	116.4	16.38%	889.4	866.6	2.56%
40	ELN040 MSILA LSD	84.4	90.4	-7.11%	709.2	715.2	-0.85%
41	ELN041 DJELFA AGROLGICA	99.6	72	27.71%	801.4	773.8	3.44%
42	ELN043 AIN DEFLA BB	24.8	18.2	26.61%	623.2	616.6	1.06%
43	ELN044 BBA CHARK COS	41.8	21	49.28%	1349.6	1349	0.05%
44	ELN045 BBA PHOENIX	56.1	56.5	-0.71%	567.7	668.1	-0.06%
45	ELN046 BOUFARIK AMD	66.5	67.8	-1.95%	607.7	609	-0.21%
46	ELN047 TLEMCEEN BENSARD	85.7	46.3	45.97%	1682.9	1643.5	2.34%
47	ELN048 TIARET FERNANE	13	12.1	6.92%	1181.2	1180.3	0.08%
48	ELN049 DERKAOU MECHERIA	148.7	85.2	42.70%	564.5	501	11.25%
49	ELN050 CONSTANTINE	45.3	8.6	80.53%	1853.3	1829.6	-0.18%
50	ELN051 KHENCHLA	65.1	35.8	45.01%	1503.9	1474.6	1.95%
51	ELN052 BERAKE	19.7	14.4	26.90%	1498.1	1492.8	0.35%
52	ELN053 BISKRA	55.8	47.5	14.87%	302.2	293.9	2.75%
53	ELN054 TIZI OUZO	27.3	20.2	26.01%	458.5	451.4	1.55%
54	ELN055 CHLEF	15.7	18.2	-15.98%	600.9	603.4	-0.42%
55	ELN056 EL OUED HEAL	80.5	42.1	47.70%	1209.1	1170.7	3.18%
56	ELN058 SETIF	10.6	7.3	31.13%	1143.6	1140.3	0.29%
57	ELN059 HEMMADI	49.7	38.3	22.94%	656.9	645.5	1.74%
58	ELN060 BATNA CHARK COS	33.9	27.3	19.47%	370.5	363.9	1.78%
59	ELN061 BEJAIA BOULAKHLOUKH	23.2	10	56.90%	637	623.8	2.07%
60	ELN062 BERAKE AMD	47.1	9.3	79.87%	27.57	336.9	10.09%
61	ELN063 BLIDA ALIMENDIS	11.1	7.8	29.73%	1672.1	1668.8	0.20%
62	ELN064 ORAN	29.9	25	16.39%	1283.9	1279	0.38%
63	ELN065 HAMADI	20.2	13.6	32.67%	1054.2	1047.6	0.63%
64	ELN066 SKIKDA	0	0	#DIV/0!	1306.8	1306.8	0.00%
65	ELN067 ANNABA BELHOUL	35.1	29.3	16.52%	703.9	698.1	0.82%
66	ELN068 BOUMERDES HILLAPRO	62.7	65.6	-20.68%	435.2	435.2	0.78%
67	ELN069 GHARDAIA ESSALAM	88	83.2	5.45%	143	138.2	3.36%
68	ELN070 BOUFARIK AMD	132.7	123.1	7.23%	359.3	349.7	2.67%
69	ELN071 BISKRA	80.7	79.4	1.61%	80.7	79.4	1.61%
70	ELN072 KHENCHLA	41	42.3	-3.17%	562.4	563.7	-0.23%
71	ELN073 CHLEF	59.9	7.9	86.98%	601.1	589.1	2.00%
72	ELN074 TLEMCEEN	34.2	39.9	-16.57%	593.2	908.9	-0.63%
73	ELN075 BATNA	6.6	6.6	0.00%	594	594	0.00%
74	ELN076 EL OUED HEAL	42.9	28.1	34.50%	258.5	243.7	5.73%
75	ELN077 SAIDA DERKAOU	101.4	106.3	-4.83%	376.4	381.3	-1.30%
76	ELN078 CONSTANTINE SPEEDY	0	0	#DIV/0!	1386	1386	0.00%
77	ELN079 MSILA LSD	109.2	115.4	-5.68%	269.4	269.4	0.00%
78	ELN080 BBA PHOENIX	35.9	28	22.01%	552.9	545	1.43%
79	ELN081 BOUFARIK AMD	44.2	40.6	8.14%	279.6	276	1.29%
80	ELN082 TIZI LONDIS	81.8	85.7	-4.77%	497.6	501.5	-0.78%
81	ELN083 AIN DEFLA BB	115.7	93.8	18.93%	401.7	379.8	5.45%
82	ELN084 BERAKE DISTRISAM	19.5	14.9	23.59%	1790.5	1785.9	0.26%
83	ELN085 TEBESSA TAMISE	12.4	9.1	26.61%	551.4	548.1	0.60%
84	ELN086 BOUFARIK AMD	81.2	70.9	12.68%	197.8	187.5	5.21%
85	ELN087 DJELFA AGROLGICA	168.1	118.2	29.68%	1070.1	1020.2	4.66%
86	ELN088 BOUIRA BORABEX	37.7	44.3	-17.51%	380.9	387.5	-1.73%
87	ELN090 SETIF BVVR	0	0	#DIV/0!	567.6	567.6	0.00%
88	ELN091 BEJAIA BOULEKHLOUKH	5.6	11.2	-50.23%	593.8	596.4	-0.44%
89	ELN092 KHENCHLA	80.7	82.5	-2.23%	259.2	251.9	-0.72%
90	ELN093 BATNA	59.7	26.5	55.61%	552.5	519.3	6.01%
91	ELN094 TLEMCEEN	0	0	#DIV/0!	385	385	0.00%
92	ELN095 BOUMERDES	118.7	82	30.92%	505.9	469.2	7.25%
93	ELN096 BOUFARIK	91.9	110.2	-19.91%	382.3	400.6	-4.79%
94	ELN097 HAMADI	121.5	98.1	19.26%	686.9	663.5	3.41%
95	ELN098 SKIKDA	35.1	23.5	33.05%	1335.3	1323.7	0.87%
96	ELN099 BLIDA	29.1	12.1	58.42%	1430.5	1413.5	1.19%
97	ELN100 BOUFARIK	116.4	97	16.67%	332	312.6	5.84%
98	ELN101 ADRAR	134	104.7	21.87%	134	104.7	21.87%
99	ELN102 BBA	50.8	70.6	-38.98%	64	81.8	-30.94%
100	ELN103 ANNABA	1.3	1.3	0.00%	491.9	491.9	0.00%
101	ELN104 DERKAOU MECHRIA	79.6	67.1	15.70%	150	137.5	8.33%
102	ELN105 BISKRA GOUBAA	59.8	68.8	-15.05%	59.8	68.8	-15.05%
103	ELN106 ORAN BZRH	9.1	5.8	36.26%	889.1	885.8	0.37%
104	ELN107 CONSTANTINE SPEEDY	11.1	7.1	36.04%	1108.9	1104.9	0.36%
105	ELN108 TIZI LONDIS	109.1	72.2	33.85%	366.5	329.6	10.07%
106	ELN109 BERAKE DISTRISAM	94.4	28.7	47.24%	821	805.3	3.09%
107	ELN110 BATNA	40.4	31.3	22.52%	1089.8	1080.7	0.84%
108	ELN111 BOUIRA	79.8	71.7	10.15%	194.2	186.1	4.17%
109	ELN112 MOSTA	0	0	#DIV/0!	649	649	0.00%
110	ELN113 TLEMCEEN	0	0	#DIV/0!	603	603	0.00%
111	ELN114 MSILA LSD	84.6	113.6	-24.58%	191.8	191.8	-1.02%
112	ELN115 KHENCHLA SIRADJ	104.1	89.5	14.02%	625.5	610.9	2.33%
113	ELN116 DJELFA AGROLGICA	74	52	29.73%	837.4	815.4	2.63%
114	ELN117 EL OUED HEAL	80.7	75.1	6.94%	417.3	411.7	1.34%
	Total	7640.4	6154.3	19.45%	87727	86240.9	1.69%

Source : élaboré par nous à partir des données internes de l'entreprise NUMILOG, 2026.

Ce tableau présente une analyse comparative des distances parcourues pour **114 commandes** de picking avant et après l'application de l'algorithme d'optimisation (AG-TSP). Il compare deux types de mesures :

- **Dist. DPP (Détail Préparation Pick)** : La distance réelle parcourue entre les produits dans une tournée.
- **DISTANCE TOTALE** : La distance globale incluant les déplacements pour les palettes complètes (PCC).
- **Gain %** : Le pourcentage d'amélioration obtenu après l'optimisation.

1.8.3. Synthèse des résultats :

1. Réduction significative du DPP :

- La somme totale des distances DPP passe de **7 640,4 m à 6 154,3 m**.
- Cela représente un **gain global de 19,45%** sur le parcours spécifique des préparations à l'unité.

2. Gain modéré sur la Distance Totale :

- La distance totale passe de **87 727 m à 86 240,9 m**.
- Le gain est ici plus faible (**1,69%**).
- **Pourquoi ?** le PCC (palettes complètes) représente la très grande majorité de la distance totale. L'optimisation TSP agit surtout sur le DPP, donc l'impact sur le total est logiquement dilué par la part très lourde des trajets palettes.

3. Variabilité par commande :

- Certaines commandes bénéficient de gains spectaculaires (ex: ELN038 avec **59,4%** de gain sur le DPP).
- Quelques commandes montrent des résultats négatifs. Cela arrive quand la structure de la commande est très spécifique, rendant l'ordre optimisé parfois moins avantageux que l'ordre initial ou soulignant des cas limites du modèle.

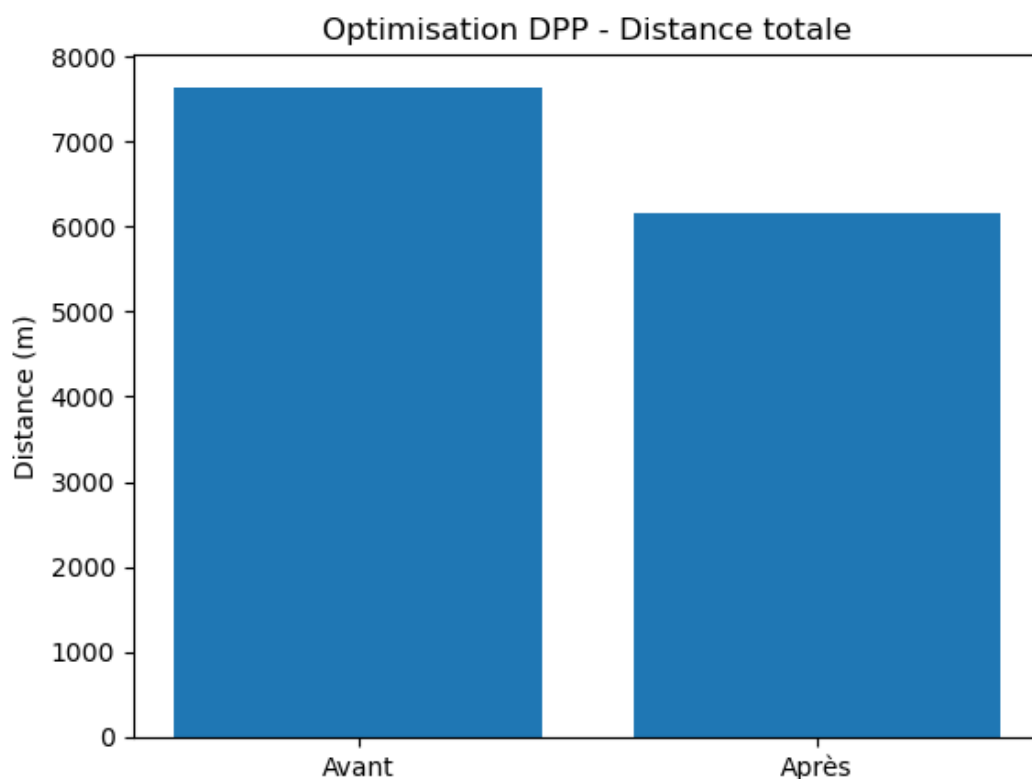
Section 2 : discussion

L'ensemble des résultats présentés dans la Section 1 converge vers un constat central : l'application du modèle TSP-AG à la Cellule 14 de NUMILOG améliore de manière mesurable et systématique la distance réellement parcourue par les opérateurs lors des opérations de picking (DPP). Pour analyser ces résultats avec rigueur, la discussion s'organise du général vers le particulier, en passant successivement de la vision globale de l'optimisation, à l'analyse du comportement commande par commande, puis aux exemples applicatifs précis, et enfin à la dynamique cumulative et à la visualisation spatiale des parcours. Ce cheminement progressif permettra de démontrer que l'ensemble des figures produit un récit cohérent, dont la conclusion unique est la suivante : c'est bien sur le DPP, indicateur du trajet réel de l'opérateur, que l'optimisation produit son effet le plus significatif et le plus opérationnellement pertinent.

2.1. Vision globale de l'optimisation :

Avant d'entrer dans le détail commande par commande, il convient d'établir d'abord la preuve globale de l'efficacité de l'algorithme génétique, en s'appuyant sur les deux figures qui synthétisent l'ensemble de l'échantillon de 114 commandes.

Figure 19 : L'histogramme comparatif de la distance totale DPP avant et après optimisation

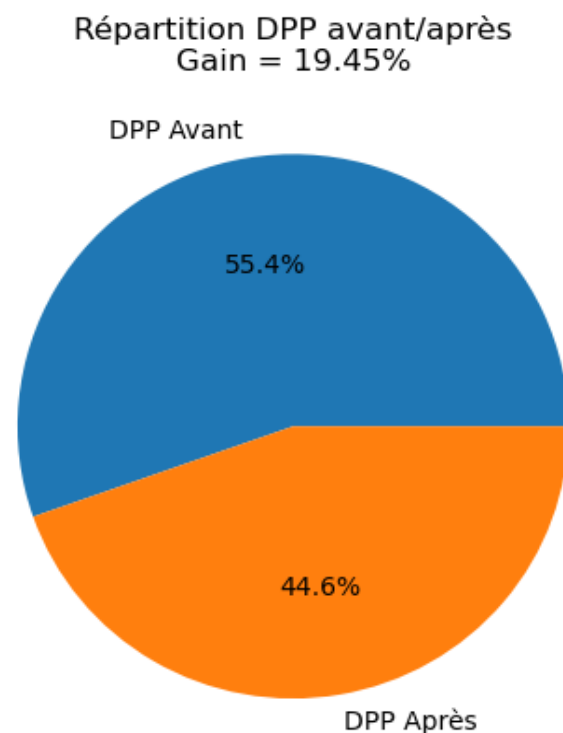


Source : Réalisé par nous sous Python via Anaconda à partir des données de NUMILOG.

L'histogramme comparatif de la distance totale DPP avant et après optimisation (Figure : 19) constitue le premier élément de preuve à l'échelle de l'échantillon entier. Elle montre une baisse nette et visible de la barre "Après optimisation" par rapport à la barre "Avant optimisation". Cette réduction confirme que l'algorithme génétique, en recalculant l'ordre de visite des emplacements selon la logique TSP, produit un parcours total plus court pour l'ensemble des 114 commandes traitées. Ce résultat est directement cohérent avec les préconisations théoriques du cadre conceptuel : Kordos (2022) a démontré que l'optimisation des seuls itinéraires par algorithme génétique permet des réductions pouvant atteindre 54 %

de la distance de préparation. NUMILOG s'inscrit dans cette trajectoire. Il est important de noter que cette réduction ne concerne que le DPP - c'est-à-dire la distance séquentielle de produit en produit - et non le PCC, dont le caractère théorique aller-retour le rend insensible à l'ordre de visite. Cette distinction est fondamentale et justifie que l'ensemble de l'analyse soit centré sur le DPP comme indicateur de performance opérationnelle réelle.

Figure 20 : le diagramme circulaire "Répartition DPP avant/après"



Source : Réalisé par nous sous Python via Anaconda à partir des données de NUMILOG.

Le diagramme circulaire "Répartition DPP avant/après" (Figure :20) vient quantifier précisément cet écart global. La répartition passe de 55,4 % du DPP total avant optimisation à 44,6 % après optimisation, ce qui représente un gain de **19,45 %** de la distance de picking séquentielle. Ce chiffre est particulièrement significatif pour un PFE appliqué à un contexte réel, car il dépasse le seuil des 16 % identifié par Tremblay (2012) comme repère de référence pour des réductions significatives dans les parcours de collecte. Il confirme que l'approche TSP-AG appliquée dans la Cellule 14 n'est pas seulement théoriquement fondée

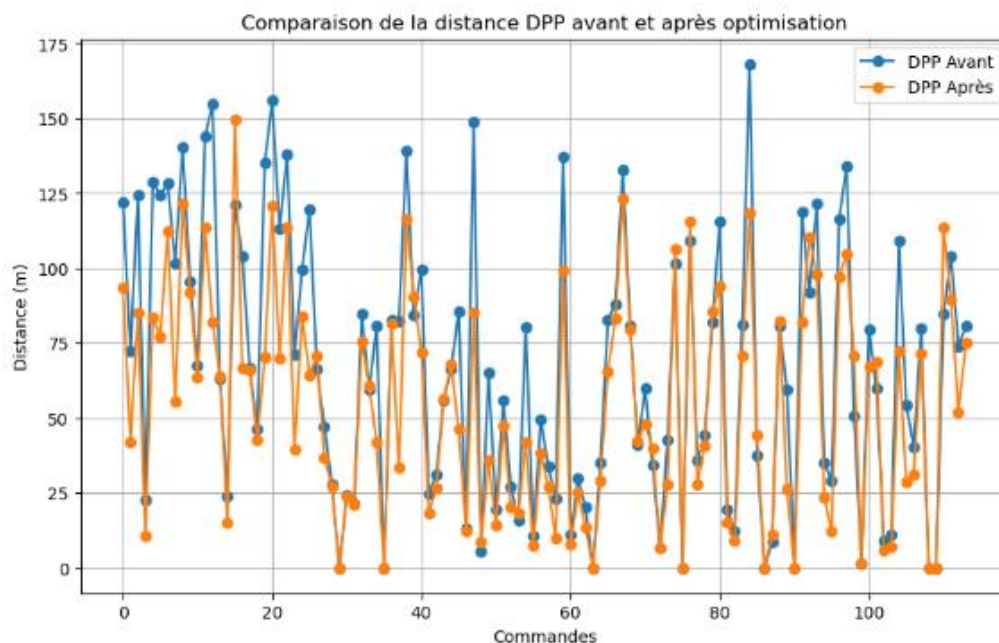
- elle produit des gains concrets, mesurables et comparables aux standards internationaux de la littérature scientifique.

En combinant la Figure 19 et la Figure 20 on obtient donc la preuve globale : l'algorithme génétique réduit la distance DPP de l'ensemble de l'échantillon de près d'un cinquième. Cette conclusion sert de point de départ pour la suite de l'analyse, qui va chercher à comprendre comment et pourquoi ce gain se produit, en descendant au niveau de la commande individuelle.

2.2. Analyse du comportement commande par commande :

Une fois le gain global établi, il est nécessaire de comprendre comment ce gain se distribue à travers les 114 commandes de l'échantillon, et si l'amélioration est régulière ou concentrée sur certains types de commandes.

Figure 21 : la courbe comparative "DPP Avant / DPP Après"



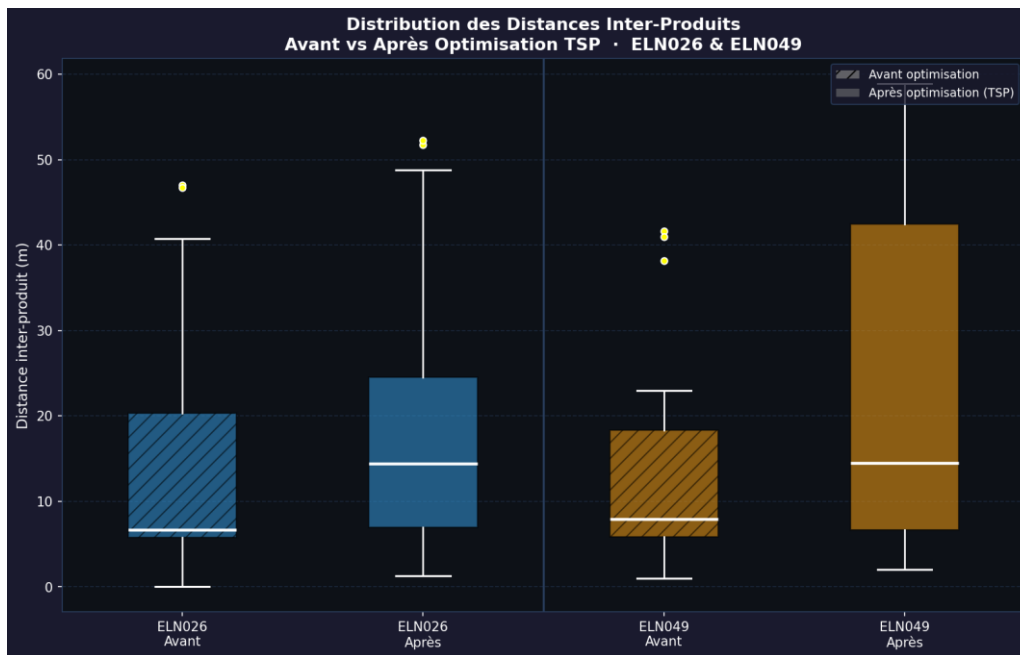
Source : Réalisé par nous sous Python via Anaconda à partir des données de NUMILOG

La courbe comparative "DPP Avant / DPP Après" commande par commande (Figure :21) apporte une réponse claire à cette question. La courbe "DPP Après" se positionne systématiquement en dessous de la courbe "DPP Avant" pour la grande majorité des commandes. Ce résultat prouve que l'amélioration n'est pas accidentelle ni concentrée sur quelques commandes particulières : elle est généralisée à l'ensemble de l'échantillon. La robustesse de l'algorithme génétique se confirme ici, puisqu'il améliore le parcours indépendamment de la structure spécifique de chaque commande.

On observe cependant des variations d'amplitude entre les commandes : pour certaines, l'écart entre la courbe avant et après est faible, tandis que pour d'autres, il est très marqué. Cette hétérogénéité s'explique directement par la structure des commandes. Une commande avec des articles dispersés sur un grand nombre d'allées éloigner (par exemple, des articles en allées D/E et V/W simultanément) offre un espace d'optimisation plus large qu'une commande dont tous les articles sont concentrés dans deux ou trois allées adjacentes. Le TSP-AG exploite d'autant mieux sa capacité de réorganisation que la commande est géographiquement dispersée dans la cellule. Cela est cohérent avec la modélisation retenue : plus le nombre de permutations possibles est élevé (donc plus la commande comporte d'articles et d'allées), plus l'algorithme génétique a d'espace pour trouver une solution significativement meilleure que l'ordre initial du WMS.

Les box plots des distances inter-produits pour les commandes ELN026 et ELN049 (Figure : 22) vient compléter l'analyse de la Figure 21 en apportant une dimension qualitative supplémentaire : non plus seulement la distance totale, mais la distribution des distances entre deux produits consécutifs au sein d'une même tournée.

Figure 22 : Les boxplots des distances inter-produits pour les commandes ELN026 et ELN049



Source : Réalisé par nous sous Python via Anaconda à partir des données de NUMILOG.

Avant optimisation, les boîtes à moustaches présentent une étendue large et des valeurs extrêmes élevées, ce qui signifie que certains déplacements entre deux produits consécutifs sont très courts tandis que d'autres sont très longs - le trajet est irrégulier et certains grands bonds inutiles persistent dans la séquence initiale du WMS. Après optimisation, la boîte et les moustaches deviennent plus courtes et plus symétriques, indiquant que les distances inter-produits sont mieux homogénéisées et que les grands bonds sont supprimés ou réduits. En d'autres termes, l'algorithme ne se contente pas de réduire la distance totale : il rend le trajet plus régulier et plus prévisible, ce qui a des implications opérationnelles concrètes pour l'ergonomie et la fatigue des opérateurs. Un trajet plus homogène signifie moins de grands déplacements brusques, une cadence de prélèvement plus stable, et une réduction de la pénibilité physique du poste, conformément aux principes de gestion de l'efficacité opérationnelle décrits par De Koster (2007).

2.2.1. Exemples applicatifs :

Après avoir établi la tendance générale (Figures 19 et 20) et analysé le comportement collectif et individuel (Figures 21 et 22), il est utile de se concentrer sur deux commandes spécifiques pour illustrer concrètement le mécanisme d'amélioration.

Figure 23 : la comparaison des barres DPP et distance totale pour ELN026 et ELN049



Source : Réalisé par nous sous Python via Anaconda à partir des données de NUMILOG.

La comparaison des barres DPP et distance totale pour ELN026 et ELN049 (Figure : 23) remplit précisément ce rôle illustratif. Ces deux commandes ont été choisies car elles représentent des profils typiques de l'échantillon : l'une à volume modéré avec une majorité de prélèvements DPP, l'autre plus volumineuse avec une part significative de PCC. Dans les deux cas, les barres "Après optimisation" sont inférieures aux barres "Avant optimisation" pour le DPP, ce qui confirme que le gain est reproductible quel que soit le profil de commande.

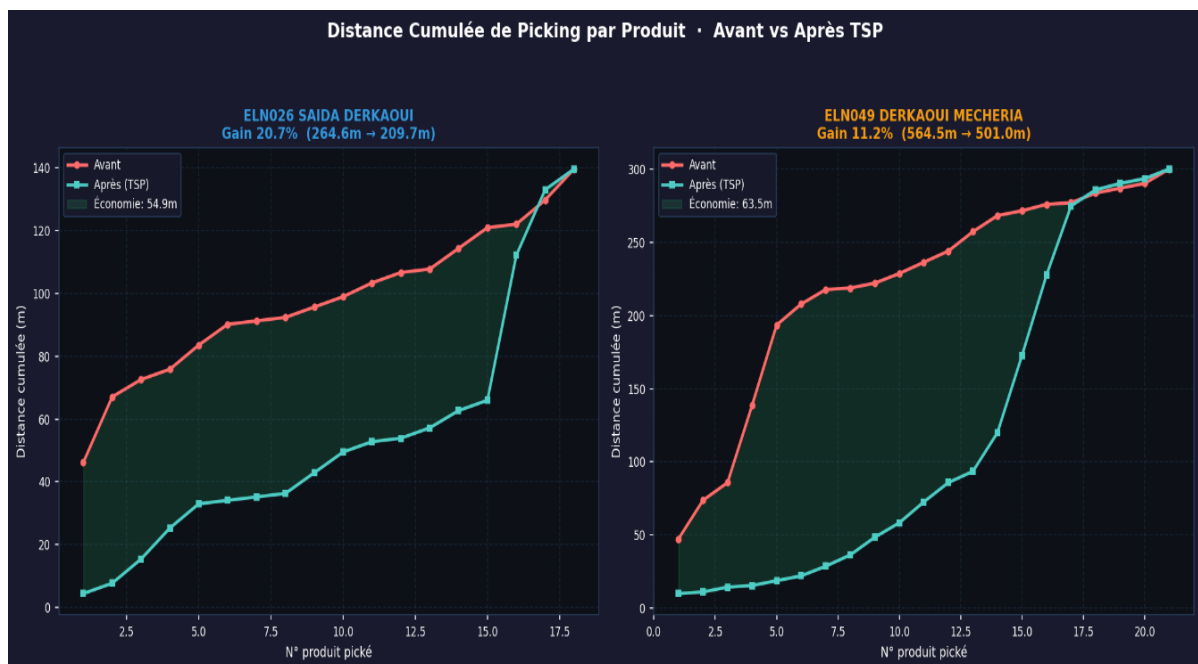
Ce résultat illustre également la distinction fondamentale entre DPP et PCC, qui est l'un des points centraux de la Section 1. Pour la composante PCC, les barres restent quasiment identiques avant et après optimisation, ce qui confirme que le PCC est insensible à l'ordre de visite, il dépend uniquement des emplacements à visiter, non de la séquence. En revanche,

le DPP diminue nettement, ce qui confirme que c'est bien sur cet indicateur que l'algorithme concentre son effet. Cette différenciation entre les deux indicateurs est essentielle pour ne pas surinterpréter les résultats : l'algorithme génétique n'agit pas sur la totalité de la distance parcourue, mais sur la partie qui est effectivement modifiable par un changement de séquence, ce qui est précisément le DPP.

2.2.2. Analyse dynamique :

Après avoir démontré la réduction des distances à l'échelle globale et à l'échelle de commandes précises, il est pertinent d'examiner comment cette réduction se construit progressivement au cours d'une tournée de picking.

Figure24 : les courbes de Distance cumulée de picking par produit pour ELN026 et ELN049



Source : Réalisé par nous sous Python via Anaconda à partir des données de NUMILOG.

Les courbes de "Distance cumulée de picking par produit" (Figure : 24) apporte cette dimension dynamique. Elle montre, pour une commande donnée, comment la distance

s'accumule à mesure que l'opérateur visite successivement chaque produit. Avant optimisation, la courbe monte de façon irrégulière : certains paliers sont abrupts (grands bonds correspondant à des déplacements inter-allées importants), tandis que d'autres sont plus doux. Après optimisation, la montée de la courbe est nettement plus régulière et sa pente globale est plus faible, ce qui signifie que les distances entre deux produits consécutifs sont mieux maîtrisées à chaque étape de la tournée.

Ce résultat confirme que le TSP-AG ne produit pas son effet uniquement en début ou en fin de tournée, mais de façon distribuée tout au long du parcours. L'algorithme réorganise la séquence de façon à ce que les produits géographiquement proches soient visités successivement, évitant ainsi les grands allers-retours inter-allées qui coûtent le plus en distance. Ce comportement est conforme au principe fondamental du TSP : trouver le circuit hamiltonien de longueur minimale, ce qui se traduit concrètement par une progression dans l'entrepôt qui suit une logique spatiale cohérente plutôt qu'une logique d'ordre arbitraire. La Figure 30 rend cette logique spatiale visible dans sa dimension temporelle, en montrant comment chaque décision de séquençage se traduit par un coût de déplacement immédiat.

2.2.3. Visualisation spatiale des parcours :

Enfin, pour donner une dimension visuelle et intuitive à l'ensemble des résultats quantitatifs précédents, la Figure 25 permet de voir directement dans l'espace de la Cellule 14 ce que les chiffres décrivent.

Figure 25 : le schéma des parcours picking avant et après optimisation pour ELN026 et ELN049



Source : Réalisé par nous sous Python via Anaconda à partir des données de NUMILOG.

Le schéma des parcours picking avant et après optimisation pour ELN026 et ELN049 (Figure : 25) est la représentation la plus directement parlante de l'effet du TSP-AG. Avant optimisation, les trajets représentés apparaissent dispersés, zigzagants, avec de nombreux croisements et allers-retours entre allées éloignées : l'opérateur remonte plusieurs fois dans les mêmes zones et effectue des déplacements que rien ne justifie géographiquement. Après optimisation, les parcours deviennent nettement plus compacts, plus linéaires, et présentent moins de croisements inutiles. La progression dans les allées suit une logique spatiale beaucoup plus proche d'un balayage systématique de la cellule, en minimisant les allers-retours entre les extrémités.

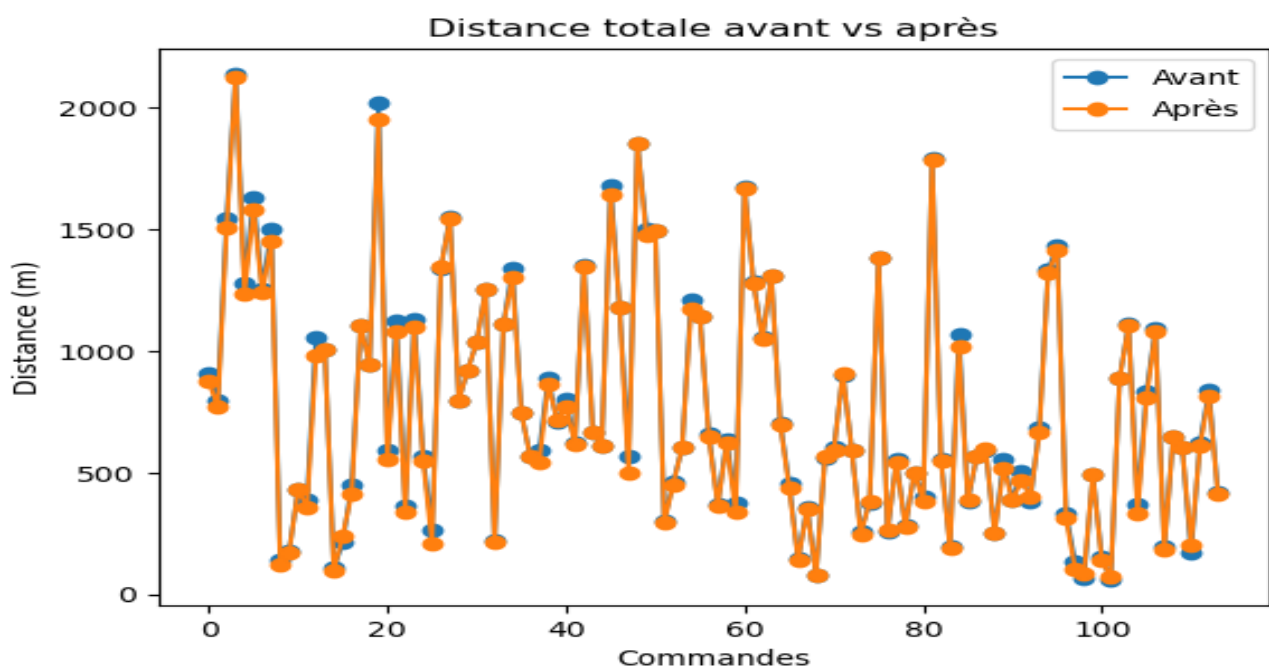
Cette visualisation confirme visuellement ce que toutes les figures précédentes ont quantifié numériquement. Elle permet également de comprendre pourquoi le gain est de 19,45 % et

non de 50 % ou plus : l'entrepôt a une structure physique contraignante, avec 19 allées actives et des articles dispersés sur l'ensemble de la cellule (de D/E à V/W, soit de $X = 11,6$ m à $X = 63,8$ m). Dans ce contexte, même un algorithme optimal ne peut pas éliminer tous les déplacements inter-allées, car la distance physique entre certains emplacements est incompressible. Ce que l'algorithme fait, c'est minimiser les déplacements superflus - ceux qui résultent d'un ordre de visite sous-optimal - et c'est exactement ce que montre de façon graphique et immédiatement compréhensible.

2.2.4. Synthèse : le fil conducteur de toutes les figures :

L'ensemble des sept figures de la Section 1 constitue un système d'arguments cohérent et progressif qui converge vers une seule et même conclusion : l'algorithme génétique appliqué au problème TSP améliore de façon significative, généralisée et spatialement cohérente la distance DPP parcourue par les opérateurs dans la Cellule 14 de NUMILOG. (**-19,45 % de DPP sur 114 commandes**).

Figure28 : Les résultats obtenus sur l'échantillon de 114 commandes



Source : Réalisé par nous sous Python via Anaconda à partir des données de NUMILOG.

L'analyse des résultats obtenus sur l'échantillon de 114 commandes de la Cellule 14 révèle que la distance totale parcourue par les opérateurs se décompose en deux composantes

distinctes par leur nature et leur sensibilité à l'optimisation : **le DPP (7 640 m) et le PCC (80 087 m)** (Figure : 32), représentant respectivement **7% et 93%** de la distance totale cumulée de 87 727 m. Le DPP, qui constitue le trajet séquentiel réel entre les produits, est directement corrélé à la séquence de visite des emplacements.

C'est sur ce segment que l'algorithme génétique TSP-AG concentre son impact. Les indicateurs de performance confirment l'efficacité de cette approche :

- **Réduction du DPP** : Une baisse de **19,45%** (passant de 7 640,4 m à 6 154,3 m), confirmant la pertinence du séquençage optimisé pour le picking unitaire.
- **Homogénéisation des tournées** : Les trajets après optimisation sont non seulement plus courts, mais également plus cohérents, réduisant les déplacements erratiques et les temps de parcours inutiles.

À l'inverse, le PCC représente les trajets aller-retour indépendants entre le point d'entrée et chaque emplacement de palette. Étant purement dépendant de la localisation fixe des palettes dans le layout, ce KPI est structurellement insensible à l'algorithme de séquençage. Par conséquent, l'impact de l'optimisation sur la distance globale demeure modéré :

- **Réduction de la Distance Totale** : Le gain global sur la distance totale parcourue s'établit à **1,69%** (passant de 87 727 m à 86 240,9 m).

Cette corrélation entre les KPI (Tableau 18 : Indicateurs de performance (KPI) du picking avant et après optimisation par TSP), démontre qu'une optimisation purement algorithmique des tournées, bien que performante sur le volet unitaire (DPP), trouve ses limites opérationnelles face à la prédominance structurelle des flux de palettes (PCC).

Par ailleurs, certains ordres de préparation ont enregistré des résultats négatifs en termes de performance. Ce phénomène peut être interprété à travers les facteurs techniques et opérationnels suivants :

- **Optimalité Gap (écart d'optimalité)** : Dans certains cas, la séquence imposée par le système (WMS) est déjà très proche de la solution optimale mathématique. La marge de progression devient alors quasiment nulle ; ainsi, toute modification algorithmique, aussi infime soit-elle, peut entraîner une légère augmentation de la

distance calculée. Ce résultat reflète la difficulté de surpasser un ordre de préparation déjà optimisé par les règles métier du système.

- **Conflit entre optimisation mathématique et contraintes opérationnelles :**
Dans certains cas, l'application de l'algorithme génétique peut entraîner une légère augmentation de la distance totale par rapport à la solution initiale du système WMS. Ce résultat s'explique par le fait que l'algorithme vise principalement la minimisation de la distance géométrique, sans intégrer de manière exhaustive l'ensemble des contraintes opérationnelles du terrain. Ainsi, la solution obtenue peut améliorer un critère mathématique (distance), mais ne garantit pas toujours une meilleure performance globale, qui dépend également de règles métier, de sécurité et de praticabilité. Par conséquent, une augmentation ponctuelle de la distance ne signifie pas une dégradation de la solution, mais reflète plutôt la différence entre une optimisation théorique et une optimisation adaptée à la réalité logistique.

Ces résultats ne témoignent pas d'une défaillance de l'algorithme, mais soulignent une limite inhérente à la confrontation entre la modélisation mathématique (centrée sur la distance) et les règles de gestion opérationnelles (équilibrant distance, sécurité et productivité).

2.2.5. Lacune principale : absence d'un système de slotting dynamique basé sur la classification ABC

La principale insuffisance révélée par l'analyse des résultats apparaît clairement à travers les données quantitatives : le PCC représente environ 80 087 mètres sur 86 241 mètres, soit 93% de la distance totale parcourue par les opérateurs dans la Cellule 14. Ce ratio élevé démontre que la majorité des déplacements quotidiens ne relève pas de l'optimisation des tournées entre produits (DPP), mais est principalement générée par les trajets aller-retour vers les emplacements de palettes complètes (PCC).

Ces déplacements s'effectuent fréquemment vers des zones éloignées du point d'entrée, notamment dans les allées T/U et V/W, situées à une distance supérieure à 58 mètres. En conséquence, les opérateurs parcourent systématiquement de longues distances pour accéder à des références pourtant prélevées de manière récurrente dans la grande majorité des 114 commandes étudiées. Par ailleurs, l'analyse des données met en évidence une disparité dans la rotation des produits de la gamme DAIRY : certaines références présentent une fréquence de demande très élevée, tandis que d'autres sont rarement sollicitées.

Le problème fondamental réside dans l'absence d'une corrélation systématique entre la fréquence de demande des produits et leur positionnement dans l'entrepôt. Cette défaillance organisationnelle contraint les opérateurs à parcourir des distances importantes pour des articles demandés quotidiennement. Une réorganisation stratégique des emplacements permettrait de réduire significativement ces distances sans modification de l'algorithme ni investissement matériel supplémentaire. Bien que la politique de classification ABC soit théoriquement préconisée, les résultats démontrent qu'elle n'est ni rigoureusement appliquée ni systématiquement actualisée au sein de la Cellule 14 pour les produits DAIRY.

2.3. Suggestion d'amélioration :

Afin de pallier cette carence, les recommandations suivantes sont formulées :

- Mise en place d'une analyse ABC périodique (à une fréquence semestrielle) des produits DAIRY dans la Cellule 14.
- Calcul systématique de la fréquence de prélèvement de chaque référence en s'appuyant sur les données extraites du système WMS.
- Réorganisation du layout selon la classification obtenue :
 - ✓ Catégorie A (20% des références générant 80% des flux) : transfert vers les emplacements les plus proches du point d'entrée (colonnes 1 à 5 des allées D/E et F/G, à X = 11,6 m et 17,4 m) et aux niveaux de picking actifs (niveau 10).
 - ✓ Catégorie B : positionnement dans les zones intermédiaires.
 - ✓ Catégorie C : maintien dans les allées périphériques (T/U et V/W), compte tenu de leur faible rotation.

2.3.1. Impact attendu :

Sur la base des travaux de recherche de (Durieux, 2014) et (Kordos, 2022) l'implémentation de cette réorganisation du slotting permettrait d'atteindre les objectifs suivants :

- ✓ Une réduction du PCC estimée entre 20% et 25%.
- ✓ Une économie potentielle supérieure à 20 000 mètres pour un échantillon de 114 commandes.

- ✓ Une optimisation de la performance logistique sans aucun investissement additionnel
- ✓ En équipement ou en ressources humaines.

Conclusion

Ce troisième chapitre a permis de mener une analyse complète des opérations de picking de la Cellule 14 de NUMILOG PLF. Bouira, depuis la modélisation des données jusqu'à l'optimisation des parcours et la discussion des résultats.

La Section 1 a mis en évidence deux distances fondamentalement différentes dans leur nature et leur sensibilité à l'optimisation. Le DPP représente le trajet réel séquentiel de l'opérateur de produit en produit, une distance directement sensible à l'ordre de visite et donc optimisable par l'algorithme génétique TSP-AG, qui a produit une réduction significative et généralisée sur l'ensemble des commandes de l'échantillon. Le PCC, quant à lui, représente la somme des trajets aller-retour vers chaque emplacement de palette complète - une distance qui ne dépend pas de l'ordre de prélèvement mais uniquement de la position physique des produits dans la cellule, ce qui la rend insensible à tout algorithme de séquençage.

La Section 2 a révélé que cette distinction est au cœur de la lacune organisationnelle principale de NUMILOG : puisque le PCC concentre la part dominante de la distance totale et que l'algorithme génétique ne peut pas l'atteindre, seule une politique de slotting fondée sur la classification ABC des références permettrait de le réduire structurellement, en rapprochant les produits à forte rotation du point d'entrée de la cellule.

En définitive, c'est la combinaison des deux leviers, l'optimisation du séquençage par le TSP-AG sur le DPP, et l'optimisation des emplacements par le slotting ABC sur le PCC, qui permettra à NUMILOG d'atteindre une performance logistique pleinement optimisée dans la Cellule 14.

CONCLUSION GENERALE

Ce travail a permis de démontrer l'importance stratégique de l'optimisation des distances de picking pour améliorer la performance logistique de l'entrepôt NUMILOG W. Bouira (Cellule 14), en se basant sur une étude empirique rigoureuse. La recherche a montré que l'approche combinatoire via l'algorithme génétique TSP-AG dépasse le simple routage pour devenir un levier de compétitivité, générant des gains concrets tout en révélant les limites structurelles du système WMS.

La problématique centrale – « Comment l'optimisation combinatoire des distances de picking via TSP-AG peut-elle réduire les coûts et améliorer la productivité de la Cellule 14, malgré les contraintes du WMS ? » – a été traitée par une approche méthodologique quantitative, reposant sur l'exploitation de données réelles de 114 commandes extraites du WMS. Nous avons mobilisé une variété de ressources documentaires : ouvrages scientifiques, articles (Tremblay 2012, Durieux 2014, Kordos 2022), thèses et plateformes numériques (ASJP, Google Scholar, ResearchGate) disponibles à la bibliothèque de l'École Nationale Supérieure de Management (ENSM). L'étude terrain s'est déroulée au sein de NUMILOG Bouira, avec une collecte exhaustive des données de parcours (DPP/PCC), une modélisation spatiale (coordonnées X, Y), et un traitement statistique via Python/Anaconda pour l'algorithme TSP-AG.

Afin de répondre à notre questionnement, nous avons structuré un guide méthodologique incluant : (i) diagnostic des distances avant optimisation, (ii) modélisation TSP (graphe complet des emplacements), (iii) comparaison KPI avant/après, et (iv) validation par figures/tableaux (ex. : histogramme Fig.25, résultats Fig.32). Ces outils nous ont permis de recueillir des informations essentielles, d'obtenir des résultats quantitatifs précis et de confronter les avis théoriques à la réalité opérationnelle.

L'examen des résultats révèle une réduction significative de 19,45% des distances séquentielles DPP, confirmant l'efficacité de TSP-AG pour les parcours variables, tandis que le gain global sur la distance totale (1,69%) souligne l'impact dominant des PCC fixes et du layout actuel. Nous avons réalisé un diagnostic approfondi des processus de picking, en adoptant une lecture processuelle structurée des flux (réception-stockage-prélèvement-expédition). Cette analyse met en évidence le rôle clé de l'optimisation algorithmique, qui permet à NUMILOG de se focaliser sur ses activités core tout en profitant d'un routage plus efficace et flexible.

Grâce à cette approche, l'entreprise optimise son agilité opérationnelle, réduit les coûts de main-d'œuvre et répond mieux aux exigences clients de Danone, en déléguant intelligemment les décisions de séquençage. Cependant, des contraintes persistent : dépendance au slotting statique, rigidité du WMS, et risques d'inefficacités dues à une classification ABC non dynamique, pouvant entraîner des interruptions et pertes économiques.

Limites de la recherche

Malgré ses apports, cette étude présente des limites inhérentes à son cadre : un échantillon restreint à 114 commandes de la Cellule 14, ne couvrant pas la variabilité saisonnière ou les pics d'activité ; l'absence d'implémentation réelle de TSP-AG dans le WMS, limitant les résultats à une simulation Python ; et l'ignorance partielle des contraintes de sécurité (ex. : stabilité des palettes lourdes), qui peuvent rendre certains parcours optimaux inopérants sur le terrain. De plus, le focus exclusif sur le DPP sous-estime l'impact structurel du PCC (93% de la distance totale), lié au slotting statique non optimisé.

Voies de recherche futures

Ces limites ouvrent des perspectives prometteuses : intégrer un slotting dynamique basé sur ABC/XYZ pour minimiser le PCC ; étendre à un mTSP pour multi-opérateurs ; hybrider TSP-AG avec d'autres métaheuristiques (ACO, PSO) ; et simuler une automatisation (AGV/voitures navettes) via des outils comme AnyLogic. Une validation sur un échantillon élargi (année complète) et un pilote réel au WMS testeraient la robustesse industrielle, favorisant une optimisation holistique (routage + stockage) dans les entrepôts algériens.

Les Références bibliographiques

- Tubis, A. A., & Rohman, J. (2023). Intelligent warehouse in Industry 4.0—Systematic literature review. *Sensors*, 23(8), 4105. <https://doi.org/10.3390/s23084105>
- Hrouga, M., & Sbihi, A. (2023). Logistics 4.0 for supply chain performance: Perspectives from a retailing case study. *Business Process Management Journal*, 29(6), 1892–1919. <https://doi.org/10.1108/BPMJ-04-2022-0207>
- Min, H. (2023). Smart warehousing as a wave of the future. *Logistics*, 7(2), 30. <https://doi.org/10.3390/logistics7020030>
- (s.d.). Récupéré sur <https://www.cevital.com/numilog/>.
- (s.d.). Récupéré sur <http://www.leseco.ma/les-cahiers-des-eco/pme/401-strategies/42077-numilog-a-la-conquete-du-secteur-logistique.html>.
- (s.d.). Récupéré sur <https://www.cevital.com/numilog/>.
- (s.d.). Récupéré sur <https://fr.scribd.com/document/740912311/Entrepo-ts-et-Plateformes-logistique>.
- ALIOUCHE, A. &. (2017). Optimisation du processus de préparation de commandes dans une plateforme logistique par l'application des outils d'aide à la décision et de LEAN management.
- Aliouche, A. (2023). *Amélioration de la performance logistique dans un système de préparation de commandes*.
- TLILANI, A. (2023/2024). Optimisation des Distances de Picking pour la Préparation de Commandes dans un Entrepôt Logistique. Université Constantine 1 - Frères Mentouri, Génie de transport.
- aminra Gherboudj, «. (2013). « Méthodes de résolution de problèmes difficiles académiques », Université de Constantine2, constantine.
- Avenier, M.-J. &.-P.-L. (s.d.). *Méthodologie de la recherche en sciences de gestion (2e éd.)*. .
- Baardman, L. R. (2021). A Special Case of the Multiple Traveling Salesmen Problem in End-of-aisle Picking Systems. 55(5).
- Brahimi, M. &. (2023). Optimisation du processus de préparation des commandes dans un entrepôt logistique.
- D Wail, H. B. (s.d.). Mémoire de Master. doi:<https://dspace.univ-bba.dz/server/api/core/bitstreams/616ba040-860b-4cbb-8fc5-291252d32c03/content>
- D Wail, H. B. (s.d.). Mémoire de Master. doi:<https://dspace.univ-bba.dz/server/api/core/bitstreams/616ba040-860b-4cbb-8fc5-291252d32c03/content>

- de Koster, R. L.-D. (2007). Design and control of warehouse order picking.
- De Koster, R. L.-D. (2007). Design and control of warehouse order picking: A literature review.
- De Koster, R. L.-D. (s.d.). *Design and control of warehouse order picking*.
- Durieux, S. D.-L.-G. (2014). france.
- Er-Rays, A. &. (2022). *Paradigmes épistémologiques et choix méthodologiques en science de gestion*.
- Faria, F. &. (2015). *An original simulation model to improve the order picking performance: Case study of an automated warehouse*.
- Fleury, G. R. (2002). *Pilotez votre plate-forme logistique*.
- Fleury, R. (s.d.). *Pilotez votre plate-forme logistique : Les logiciels de gestion d'entrepôts WMS-WCS*. Eyrolle.
- Frazelle, E. (2016). *World-Class Warehousing and Material Handling*.
- Gharib, A. &. (2015, December)). Tuning manuel de l'algorithme d'optimisation par essais de particules appliqué au problème de voyageur de commerce. In *Xème Conférence Internationale: Conception et Production Intégrées*. doi:<https://hal.science/hal-01260694/document>
- Gherboudj, A. (2013). . "Méthodes de résolution de problèmes difficiles académiques." . Gherboudj, Amira. *"Méthodes de résolution de problèmes difficiles académiques."* Université de Constantine2 (2013). doi:<https://www.univ-constantine2.dz/files/Theses/Informatique/Doctorat/Amira-Gherboudj.pdf>
- Hachimi, H. (2013). Hybridations d'algorithmes métaheuristiques en optimisation globale et leurs applications. (*Doctoral dissertation, INSA de Rouen; École Mohammadia d'ingénieurs*. (Rabat, Maroc)). doi:<https://theses.hal.science/tel-00905604/document>
- Hoffman, K. L. (2013). Traveling salesman problem. *Encyclopedia of operations research and management science*,, 1573-1578. doi:http://seor.vse.gmu.edu/~khoffman/TSP_Hoffman_Padberg_Rinaldi.pdf
- Houam, Y. (2013). Commande multi-objectifs en utilisant les inégalités matricielles linéaires (LMIs) et les algorithmes génétiques. <https://www.cevital.com/numilog/>. (s.d.).
- John Mangan, C. L. (2016). *Global Logistics and Supply Chain Management*. 3ed. doi:J. Mangan et C. Lalwani, Global Logistics and Supply Chain Management. John Wiley & Sons, 2016.
- Joo Ae Leea, Y. S.-J.-J. (2015). *A study on the picking process time*. doi:<https://doi.org/10.1016/j.promfg.2015.07.316>
- Kordos, M. B. (2022). *Optimization of warehouse operations with genetic algorithms*.
- Koster, R. L.-D. (2007). design and control of warehouse order picking.

- l'entreprise. (s.d.). Récupéré sur <https://www.liberte-algerie.com>.
- Lambert., D. M. (2014). *Supply Chain Management: Processes, Partnerships, Performance*. 4ed. doi:D. M. Lambert, Éd., Supply chain management: processes, partnerships, performance, Fourth edition. Ponte Vedra Beach: Supply Chain Management Institute, 2014.
- laurentie, J. B. (2013). *Processus et méthodes logistiques* . 2e éd.
- Lawler, E. L. (1985). *The traveling salesman problem: a guided tour of combinatorial optimization*. Wiley-Interscience Series in Discrete Mathematics.
- l'entreprise. (s.d.).
- l'entreprise. (s.d.). Récupéré sur <https://www.cevital.com/numilog/>.
- l'entreprise. (s.d.). Récupéré sur <http://cetmo.org/fr/news/numilog20017info.htm>.
- l'entreprise, l. i. (s.d.).
- Liberti, L. (2011). . Branch-and-bound for the travelling salesman problem. .
- M. Abdelkrim et M. Abdelaziz. (s.d.). Conception et Réalisation des entrepôts : Cas de NUMILOG Oran ».
- Matai, R. S. (2010). Traveling salesman problem: an overview of applications, formulations, and solution approaches. (*Traveling salesman problem, theory and applications*, 1(1), 1-25.).
doi:[https://www.academia.edu/download/32636910/Traveling_Salesman_Problem_Theory_and_Applications_\(1\).pdf#page=13](https://www.academia.edu/download/32636910/Traveling_Salesman_Problem_Theory_and_Applications_(1).pdf#page=13)
- TLILANI.A. (2023/2024). *Optimisation des Distances de Picking pour la Préparation de Commandes dans un Entrepôt Logistique*.
- NicolasLenoble. (2018). Optimisation de la préparation de commandes dans les.
doi:<https://theses.hal.science/tel-01709845v1>
- Otman, A. B. (2011). *Analyse des performances d'opérateurs de mutation génétique à la résolution du Problème de Voyageur de Commerce*.
- Papadimitriou, C. H. (1998).). Combinatorial optimization: algorithms and complexity.
- Papadimitriou, C. H. (1998). Combinatorial optimization: algorithms and complexity.
- Petersen, C. G. (2004). A comparison of order picking policies.
- Pimor, Y. &. (2008). *Logistique :Production, Distribution, Soutien*.
- Qallidi, D. (. (2020). *Gestion des entrepôts logistiques : Méthodes d'optimisation et systèmes d'informations*.
- Qu'est-ce que la logistique en entrepôt ? (2024, juin 8).
<https://www.supplychaininfo.eu/dossier-logistique/qu-est-ce-logistique-entrepot/>.
- R. De Koster, T. L.-D. (2007, octo). Design and control of warehouse order picking: A literature review. *Eur. J. Oper. Res.*, vol. 182, no 2,, , p. 481-501, . doi: doi: 10.1016/j.ejor.2006.07.009.

- R. De Koster, T. L.-D. (2007). *Design and control of warehouse order picking: A literature review* ». doi:doi: 10.1016/j.ejor.2006.07.009.
- R. E. Moustafid. (8juin 2024). La logistique et la chaîne logistique », Logistique Chaîne Logistique,.
https://www.academia.edu/43883718/La_logistique_et_la_cha%C3%A9ne_logistique.
- Roodbergen, K. &. (2001). *Routing methods for warehouses with multiple cross aisles*.
- Roodbergen, K. J. (2001). Layout and routing strategies for order picking systems.
doi:<https://pure.eur.nl/files/46652861/713846079.pdf>
- Roodbergen, K. J. (2001). Layout and Routing Strategies for Order Picking Systems.
- Roodbergen, K. J. (2001). Routing methods for warehouses with multiple cross aisles.
International Journal .
- Roodbergen, K. J. (2007). *Design and control of warehouse order picking*.
- Roux, M. &. (2003). *Optimisez votre logistique d'entrepôt : Calcul des dimensions, des temps, des coûts*.
- S. Chopra et P. Meindl. (2016). *Supply chain management: strategy, planning, and operation, Sixth edition, Global edition. in Always learning*.
- Sadi-Nezhad., S. (2021). A survey on the effect of supply chain disruption on Canadian economy. 20-17. doi:10.5267/j.jfs.2021.1.005.
- SafetyCulture. (2024, juin 8). Un guide complet de l'entrepôt logistique.
doi:<https://safetyculture.com/fr/themes/entrepotage-logistique/>
- Sebastian Henn, S. K. (2010). Metaheuristics for the Order Batching. 3(2).
- Sofiane, T. (2014). Résolution de problèmes de bin packing à une dimension par la programmation dc..
- Soh, M. T. (2020 octobre). (2020, October). Approche Heuristique Multi Colonie Des Fourmis Pour La Résolution du Problème de Voyageur de Commerce.
- Tremblay, É. B. (2012). . *Impacts de la configuration de l'entrepôt et de la localisation des produits sur l'efficacité des parcours de collecte: un cas réel*. .
- USA, F. H. (2024, juin 22). *performante, Les bonnes pratiques pour une gestion stratégique des entrepôts*.
- Yang, J. S. (2008). An ant colony optimization method for generalized TSP problem.
Progress in natural science,
https://docs.google.com/spreadsheets/d/12I4DOIqluEE_jU34Qn7fOz7xfgtzZSQ3/edit?usp=sharing&oid=110949797656943376663&rtpof=true&sd=true (après l'optimisation)
- https://docs.google.com/spreadsheets/d/1qcq6R0y9p5mDDYYatdSLjbKbk_xOyJCC/edit?usp=sharing&oid=110949797656943376663&rtpof=true&sd=true (avant l'optimisation)

ANNEXES



```
# =====  
# Annexe A – Calcul des coordonnées spatiales (X, Y)  
# Objectif : Transformer les données de rack en positions  
#              géographiques exploitables par l'algorithme TSP  
# =====  
  
import pandas as pd  
  
# — 1. Chargement des données —————  
df = pd.read_excel("Clssr metrage.xlsx")  
df.columns = df.columns.str.strip()  
  
# — 2. Mapping rack → index numérique —————  
rack_order = {  
    'A': 0,  
    'B': 1, 'C': 1,  
    'D': 2, 'E': 2,  
    'F': 3, 'G': 3,  
    'H': 4, 'I': 4,  
    'J': 5, 'K': 5,  
    'L': 6, 'M': 6,  
    'N': 7, 'O': 7,  
    'P': 8, 'Q': 8,  
    'R': 9, 'S': 9,  
    'T': 10, 'U': 10,  
    'V': 11, 'W': 11,  
    'Z': 12  
}  
df['rack_letter'] = df['rack'].astype(str).str[0]  
df['rack_index'] = df['rack_letter'].map(rack_order)  
  
# — 3. Coordonnée X (distance inter-racks = 5,8 m) ———  
DIST_RACK = 5.8  
df['X'] = df['rack_index'] * DIST_RACK  
  
# — 4. Coordonnée Y (largeur colonne = 3,3 m) —————  
COL_WIDTH = 3.3  
  
def get_offset(e):  
    return {1: 0.5, 2: 1.5, 3: 2.5}.get(e, 0.5)  
  
df['offset'] = df['emplacement dans le niveau'].apply(get_offset)  
df['Y'] = (df['colon'] - 1) * COL_WIDTH + df['offset']  
  
# — 5. Nettoyage des colonnes intermédiaires —————  
df.drop(columns=['rack_letter', 'rack_index', 'offset'], inplace=True)  
  
# — 6. Export dans le fichier source —————  
df.to_excel("Clssr metrage.xlsx", index=False)  
print("✅ Coordonnées (X, Y) ajoutées avec succès")
```

optimisation_tsp_genetique.py

Annexe B

```

# =====
# Annexe B - Optimisation des tournées de picking
# par algorithme génétique (TSP)
# Objectif : Minimiser la distance parcourue par commande
# =====

import pandas as pd
import random, math, os

# — 1. Chargement —
df = pd.read_excel("Clssr metrage.xlsx")
df.columns = df.columns.str.strip()

# — 2. Point de départ (entrée entrepôt) —
START = (0, 0)

# — 3. Fonctions de distance —
def distance(p1, p2):
    return math.sqrt((p1[0] - p2[0])**2 + (p1[1] - p2[1])**2)

def total_distance(route, coords):
    if len(route) < 2: return 0
    dist = distance(START, coords[route[0]])
    for i in range(len(route) - 1):
        dist += distance(coords[route[i]], coords[route[i+1]])
    dist += distance(coords[route[-1]], START)
    return dist

# — 4. Algorithme génétique —
def genetic_algorithm(coords, generations=50, pop_size=20):
    n = len(coords)
    if n < 3: return list(range(n))

    population = [random.sample(range(n), n) for _ in range(pop_size)]
    fitness = lambda r: total_distance(r, coords)

    for _ in range(generations):
        population = sorted(population, key=fitness)[:pop_size // 2]
        children = []
        while len(children) < pop_size:
            p1, p2 = random.sample(population, 2)
            s, e = sorted(random.sample(range(n), 2))
            child = [-1] * n
            child[s:e] = p1[s:e]
            fill = [x for x in p2 if x not in child]
            idx = 0
            for i in range(n):
                if child[i] == -1:
                    child[i] = fill[idx]; idx += 1
            if random.random() < 0.05: # mutation 5 %
                i, j = random.sample(range(n), 2)
                child[i], child[j] = child[j], child[i]
            children.append(child)
        population = children

    return min(population, key=fitness)

# — 5. Optimisation par commande (Chargement) —
results = []
for cmd, group in df.groupby("Chargement"):
    coords = list(zip(group["X"], group["Y"]))
    route = list(range(len(coords))) if len(coords) <= 2 \
        else genetic_algorithm(coords)
    ordered = group.iloc[route].copy()
    ordered["Ordre optimisé"] = range(1, len(ordered) + 1)
    results.append(ordered)

# — 6. Consolidation & export —
final_df = pd.concat(results).sort_values(["Chargement", "Ordre optimisé"])
cols = ["Chargement", "Ordre optimisé", "Article", "Libellé art.",
        "rack", "colon", "niveau", "emplacement dans le niveau",
        "Type prl", "Qté VLG prl"]
final_df = final_df[[c for c in cols if c in final_df.columns]]

desktop = os.path.join(os.path.expanduser("~"), "Desktop")
file_path = os.path.join(desktop, "TSP_FINAL_BASE.xlsx")
final_df.to_excel(file_path, index=False)
print("✅ Optimisation terminée —", file_path)

```

Python 3.x

•

pandas

•

random

•

math

•

os

•

TSP — Algorithme génétique