

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE

ÉCOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique



Département Du Génie Industriel

Mémoire de projet de fin d'études

Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en Génie Industriel Option
Management Industriel

**Gestion et Optimisation des Flux Omnicanaux entre
Entrepôt et Magasins dans le Secteur du Retail**
Application : Decathlon El Djazair

Realisé par : **Meriem BENSAADA**

Présenté et soutenu publiquement le (06/07/2024)

Composition du jury :

Président :	Dr. Hakim FOURAR-LAIDI	ENP
Examineur :	Dr. Ayoub ABBACI	ENP
Promoteur :	Dr. Iskander ZOUAGHI	ENP
Promoteur :	M. Ali BOUKABOUS	ENP
Promoteur :	M. Ayoub OULD SETTI	Decathlon El Djazair

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE

ÉCOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique



Département Du Génie Industriel

Mémoire de projet de fin d'études

Pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en Génie Industriel Option
Management Industriel

**Gestion et Optimisation des Flux Omnicanaux entre
Entrepôt et Magasins dans le Secteur du Retail**

Application : Decathlon El Djazair

Realisé par : **Meriem BENZAADA**

Présenté et soutenu publiquement le (06/07/2024)

Composition du jury :

Président :	Dr. Hakim FOURAR-LAIDI	ENP
Examineur :	Dr. Ayoub ABBACI	ENP
Promoteur :	Dr. Iskander ZOUAGHI	ENP
Promoteur :	M. Ali BOUKABOUS	ENP
Promoteur :	M. Ayoub OULD SETTI	Decathlon El Djazair

ملخص

يركز هذا العمل على تحسين تخصيص الطلبات عبر الإنترنت بين المستودع والمتاجر في ديكاتلون الجزائر، حيث يتناول تحدياً حاسماً في تجارة التجزئة متعددة القنوات الحديثة. أظهر التحليل الأولي وجود خلل كبير في معالجة الطلبات بين المستودع والمتاجر. لمواجهة هذه التحديات، تم تطوير ثلاث استراتيجيات، تعتمد على تقنيات التنقيب عن البيانات، والتجارة متعددة القنوات، والذكاء الاصطناعي، وتوقعات الطلب.

تشمل الاستراتيجية الأولى تصنيف العناصر وتطوير نموذج تنبؤي لتحسين تخطيط الطلب وتوافر المنتجات. تستخدم الاستراتيجية الثانية التنقيب عن البيانات، وبالأخص خوارزمية Apriori لتحليل سلوكيات شراء العملاء الرقميين وإنشاء ارتباطات منتجات استراتيجية. تحسن الاستراتيجية الثالثة اللوجستيات للسواد الثقيلة، مع ضمان شحنها حصرياً من المستودع.

تهدف هذه المقاربات إلى تحقيق توازن في تنفيذ الطلبات بين القنوات الفعلية والرقمية، وتحسين توافر المنتجات وتجربة العملاء. يقدم هذا العمل إمكانيات كبيرة لتحسين إدارة القنوات المتعددة، وهو أمر أساسي لتجار التجزئة الحديثين الذين يسعون إلى تقديم تجربة سلسلة للعملاء وزيادة كفاءة سلسلة التوريد الخاصة بهم.

الكلمات المفتاحية: التجارة، القنوات المتعددة، إدارة المخزون، التنبؤات، التنقيب عن البيانات، الذكاء الاصطناعي.

Abstract

This work focuses on optimizing the allocation of online orders between the warehouse and physical stores at Decathlon El Djazair, addressing a critical challenge in modern omnichannel retail. The initial analysis revealed a significant imbalance in order processing between the warehouse and stores. To tackle these challenges, three complementary strategies were developed, leveraging data mining techniques, omnichannel retailing, AI, and demand forecasting.

The first strategy involves classifying articles and developing a predictive model to improve demand planning and product availability. The second strategy uses data mining, specifically the Apriori algorithm, to analyze digital customer shopping behaviors and create strategic product associations. The third strategy optimizes logistics for heavy items, ensuring they are shipped exclusively from the warehouse.

These approaches aim to balance order fulfillment between physical and digital channels, enhancing product availability and customer experience. This work presents significant potential for optimizing omnichannel management, crucial for modern retailers to offer a seamless customer experience and maximize supply chain efficiency.

Keywords : Retail , Omnichannel , Inventory Management, demand forecasting , Data mining , AI.

Résumé

Ce travail se concentre sur l'optimisation de l'affectation des commandes en ligne entre l'entrepôt et les magasins physiques chez Decathlon El Djazair, abordant un défi crucial dans le commerce de détail omnicanal moderne. L'analyse initiale a révélé un déséquilibre significatif dans le traitement des commandes entre l'entrepôt et les magasins. Pour relever ces défis, trois stratégies complémentaires ont été développées, en s'appuyant sur les techniques de data mining, l'omnicanalité, l'IA et la prévision de la demande.

La première stratégie implique la classification des articles et le développement d'un modèle prévisionnel pour améliorer la planification de la demande et la disponibilité des produits. La deuxième stratégie utilise le data mining, spécifiquement l'algorithme Apriori, pour analyser les comportements d'achat des clients digitaux et créer des associations de produits stratégiques. La troisième stratégie optimise la logistique pour les articles lourds, en veillant à ce qu'ils soient expédiés exclusivement depuis l'entrepôt.

Ces approches visent à équilibrer l'exécution des commandes entre les canaux physiques et digitaux, en améliorant la disponibilité des produits et l'expérience client. Ce travail présente un potentiel significatif pour optimiser la gestion omnicanale, essentielle pour les détaillants modernes qui cherchent à offrir une expérience client fluide et à maximiser l'efficacité de leur chaîne d'approvisionnement.

Mots clés : Retail , omnicanalité , Gestion des Stocks, Prévisions, Data Mining, IA.

Remerciements

Louanges à Dieu autant qu'il m'a bénie,

En préambule à ce mémoire, je tiens à exprimer mes sincères remerciements à toutes les personnes qui m'ont apporté leur aide et ont contribué à l'élaboration de ce projet de fin d'études.

Mes mots de reconnaissance vont tout particulièrement à mes encadrants, M. Iskander Zouaghi et M. Ali Boukabous, pour leur patience, leurs conseils avisés, leur encadrement et leur soutien précieux non seulement durant toute la période de stage, mais aussi tout au long de mon parcours au sein du département.

Je souhaite également exprimer ma profonde gratitude à l'ensemble de l'équipe pédagogique du Département Génie Industriel de l'E.N.P., pour m'avoir formée, éclairée et accompagnée tout au long de ces trois années d'études spécialisées. Votre enseignement a été essentiel pour ma formation académique et professionnelle.

Un remerciement tout particulier s'adresse à M. Ayoub Ould-Setti, mon promoteur chez Decathlon El Djazair, pour son soutien continu, ses conseils avisés et son enseignement qui ont enrichi mon expérience de stage de manière significative.

Je tiens également à exprimer ma reconnaissance profonde à M. Mehdi Saadi, dont l'implication a été déterminante pour la concrétisation de ce stage. Votre accompagnement et vos conseils ont été d'une valeur inestimable pour mon développement professionnel.

Un sincère merci aux membres du jury pour avoir pris le temps d'évaluer mon travail avec attention et rigueur.

Enfin, ces remerciements ne seraient pas complets sans une pensée affectueuse pour mes familles, qui ont été présentes et m'ont encouragée depuis mon enfance. Vous êtes les piliers fondateurs de ce que je suis aujourd'hui.

Pour terminer, je souhaite exprimer ma gratitude envers l'Ecole Nationale Polytechnique, cette école qui m'a vue grandir et qui a été pour moi une maison accueillante pendant de longues années.

Meriem BENSAAIDA

Dédicaces

À ma raison de vie , à ma tendre maman, qui a tant sacrifié pour moi, et à qui je dois toute ma reconnaissance. Cette réussite est avant tout la tienne.

À mon papa, celui de qui j'ai hérité la gentillesse et le bon cœur. J'espère te rendre fier.

À Seti Yamina, ma mamie, ma deuxième maman, ma source de positivité et de sourires quotidiens. Que tu sois encore longtemps parmi nous.

À mon frère Brahim et ma sœur Sabrina, qui ont toujours été là pour moi .

À mon oncle Rachid, qui veille sur moi comme un deuxième papa.

À tous les membres de ma famille présents depuis le début, à toutes mes tantes et tous mes oncles , à tous mes cousins et toutes mes cousines .

À ma cousine Imene, fidèle et comme une petite sœur pour moi, ainsi qu'à mes cousines Maria et Lina, toujours présentes.

À mon amie Ouahiba, spéciale à mes yeux, je te souhaite le meilleur pour la suite.

Ainsi qu'à toutes les personnes qui occupent une place spéciale dans mon cœur.

À toutes les personnes incroyables de ma ville de Guelma, qui m'ont inspiré et soutenu durant mon enfance .

À tous mes camarades, pour tout ce que nous avons traversé ensemble depuis le début de notre cursus à l'ENP.

À toute personne ayant contribué de près ou de loin à cet accomplissement.

À toute personne avec qui j'ai partagé un bout de chemin ou qui m'a marquée à jamais.

À moi-même.

Table des matières

Liste des tableaux

Table des figures

Liste Des Abreviations

Introduction générale	12
1 Etude de l'existant	15
1.1 Introduction	15
1.2 Marché Mondial de la distribution des articles de sport	15
1.2.1 Principaux Acteurs du Marché Mondial et positionnement de Décathlon .	16
1.2.2 Positionnement et profil stratégique de Decathlon	18
1.3 Marché Algérien des articles de sport	20
1.3.1 Analyse de la demande	21
1.3.2 Decathlon en Algérie	22
1.4 Diagnostic interne et problematique	29
1.4.1 Modélisation des processus métiers pour le canal physique et virtuel . . .	29
1.4.2 Diagnostic de l'activité E-commerce chez Decathlon El Djazair	34
1.4.3 Dysfonctionnements, causes racines et énoncé de la problématique	37
1.5 Conclusion	38
2 Etat de l'art	40
2.1 Introduction	40
2.2 La Distribution : Un maillon de la supply chain avale	40
2.2.1 Les canaux de distribution	42
2.2.2 Les structures de Distribution	43
2.3 Distribution Omnicanal : Contexte et Défis Logistiques	44
2.3.1 Multicanal et Cross Canal vs. Omnicanal : Évolution du Paysage du Retail	44
2.3.2 Défis Logistiques de l'Omnicanal	46
2.4 La demande dans le contexte du retail omnicanal	52
2.4.1 Prévision de la demande dans ce secteur	52
2.4.2 Prévision de la demande : des méthodes classiques aux méthodes basées sur les Rnas	53
2.5 Le Data Mining au service du retail omnicanal	59
2.5.1 Les Fondements théoriques du data mining	59
2.5.2 Le Data Mining pour la segmentation des produits et l'analyse du com- portement client	60
2.6 Conclusion	63
3 Conception de la solution	65
3.1 Introduction	65
3.2 Modèle Prévisionnel pour la Demande Digitale	66
3.2.1 Classification ABC Bi-Dimensionnelle des articles	66

3.2.2	Démarche Prévisionnelle	67
3.3	Analyse des Paniers d'Achat des Clients Digitaux	77
3.3.1	Démarche Réactive	78
3.3.2	Démarche proactive	85
3.4	Clustering des Produits selon leur typologie	89
3.4.1	Clustering des articles par l'algorithme K-means	89
3.4.2	Isolation des Items Lourds	91
3.4.3	Mise en Place de la Configuration Logistique sur le Système DKTFF	92
3.5	Conclusion	93
3.6	Conclusion Générale	94

Bibliographie	97
----------------------	-----------

Annexes	99
----------------	-----------

Liste des tableaux

1.1	Comparaison de l'activité E-commerce avant et après la migration vers Chopper	35
2.1	Exemples de types de canaux utilisés dans la distribution multicanal	45
2.2	Tableau des méthodes de réapprovisionnement	51
3.1	Classification ABC Chiffre d'Affaires	66
3.2	Classification ABC Volume vente	67
3.3	Les résultats des prévisions par la méthodologie Box and Jenkins	73
3.4	Résultats des prévisions par les RNAs	75
3.5	Comparaison des indicateurs de fiabilité entre Box & Jenkins et les RNAs	77
3.6	Itemsets fréquents avec images	80
3.7	Règles d'associations	81
3.8	Caractéristiques du Panier et Comportement Client	82
3.9	Demande previsionelle Juin 2024- Nov2024	84
3.10	Contenu et détails du Pack Cyclisme	86
3.11	Contenu et détails du Pack Fitness	86
3.12	Exemple de la base de données des articles lourds	89
3.13	Tableau des données de clusters	91
3.14	Tableau complet des règles d'associations des produits avec leurs antécédents, conséquents et la confiance.	103

Table des figures

1.1	Croissance du marché de la distribution des articles de sport selon une enquête faite par McKinsey WFSGI en octobre 2023 . [1]	16
1.2	Parts de marché des différents circuits de distribution d'articles de sport en 2021	17
1.3	Chiffre D'affaires Des Principales Entreprises D'articles De Sport Dans Le Monde Au Cours De L'exercice 2021 (En Millions D'euros) [2]	17
1.4	Carte de chaque pays ayant un magasin Decathlon au 13 septembre 2020 . (fait par l'auteur)	18
1.5	Les 5 piliers stratégiques pour les 4 prochaines années . (fait par l'auteur)	19
1.6	Profil stratégique de Decathlon	20
1.7	Activité physique Algérie 2022 : profil du pays . [3]	21
1.8	Axe chronologique représentant les événements clés liés à Decathlon El Djazair (fait par l'auteur)	23
1.9	Analyse SWOT de l'entreprise Decathlon El Djazair (fait par l'auteur)	24
1.10	Organigramme de Decathlon El-Djazair. (fait par l'auteur)	25
1.11	Chaîne d'Approvisionnement de Decathlon El Djazair . (fait par l'auteur)	28
1.12	Les composantes de (f&r). [4]	29
1.13	BPMN processus des magasins , service supply et service Import	30
1.14	BPMN . processus du service production , l'usine tayal et l'entrepot	31
1.15	la logique d'affectation de commandes en ligne	33
1.16	Modélisation en BPMN 2.0 du processus de passation de commande	34
1.17	Analyse du taux de conversion en E-commerce Vingt jours apres la migration vers chopper	36
1.18	Analyse du taux de conversion en E-commerce cinq jours apres la migration vers chopper	36
1.19	Pourcentage des commandes en ligne affectées aux magasins et à l'entrepôt	37
2.1	Les différents flux de la supply chain [6]	40
2.2	les différents canaux de distribution [8]	43
2.3	Comparaison entre la gestion des canaux multicanal et omnicanal	44
2.4	La distribution omnicanale [11]	45
2.5	Connexion du parcours client omnicanal au flux de produits [13]	46
2.6	Classification ABC	50
2.7	Différents types d'approches quantitatives de prévision	54
2.8	Processus de prévision par Box et Jenkins	57
2.9	RNA avec une couche d'entrée, x couches cachées et une couche de sortie	58
3.1	Évolution de volumes des commandes 2023-2024	67
3.2	Corrélogramme de la série	68
3.3	Résultats Test de ficher	68
3.4	Test sur la tendance	69
3.5	Test sur la constante	70
3.6	Modele ARMA(p,q)	71
3.7	Test de student	71

3.8	Test de normalité	72
3.9	Test sur les résidus	72
3.10	Graphe serie chronologique apres redressement (sans periode de promotion) . . .	74
3.11	Previsions demande par RNAs	76
3.12	stratégie d’approvisionnement basée sur les règles d’associations générées par l’algorithme	82
3.13	Stratégie d’approvisionnement basée sur les règles d’associations générées par l’algorithme	83
3.14	Schéma Séquentiel de l’Intégration des Règles d’Association dans le Système FR	83
3.15	le graphe indiquant le nombre de clusters à prendre en compte en se basant sur la méthode du “coude qui casse	90
3.16	le graphe indiquant les centroïdes des clusters	91
3.17	schéma explicatif de la sélection des articles	92
3.18	la methode ABC selon le critère du CA	100
3.19	la methode ABC selon le critère de la quantité	100
3.20	les classes selon la la methode ABC Bi-critere	101
3.21	le script pyhton pour la separation des données , la creation et la compilation du modele RNAs	101
3.22	le script pyhton pour la prevision des mois futures grace aux RNAs	102
3.23	le script pyhton pour l’évaluation du moele RNA	102
3.24	traitement de données et Préparation de données pour l’algorithme Apriori . . .	102
3.25	l’application de l’algorithme apriori par le langage python	103
3.26	Résultats des itemsets fréquents	103
3.27	analyse descriptives des resultats de l’algorithme Apriori	103
3.28	Préparation de données pour l’algorithme K-means	106
3.29	selection de critere pour le clustering	106
3.30	verification des lignes ou le "net weight" est différents du "gross weight"	106
3.31	Normalisation des données et application de la méthode du "coude qui casse" .	107
3.32	visualisation des clusters	107
3.33	Description des clusters	107
3.34	Création d’une "logistic class" sur DKTFF	108
3.35	Insertion des references des articles classés par K-means dans "la logistic class" crée	108
3.36	Configuration des parametres de transport pour cette catégorie de produits . . .	109

Liste Des Abreviations

- **SC** : Supply Chain
- **TCAC** : Taux de croissance annuel composé
- **B2B** : Business to Business
- **BJ** : Box and Jenkins
- **BPMN** : Business process model and notation
- **F&R** : Forecast and Replenishment
- **RNAs** : Réseau de Neurones Artificiels
- **SWOT** : Strengths, Weaknesses, Opportunities, and Threats
- **KPI** : Key Performance Indicator.
- **WFSGI** : World Federation of the Sporting Goods Industry
- **GSM** : Les Grandes surfaces multisports
- **WMS** : Warehouse Management System
- **DPP** : Decathlon Production Plant
- **CAR** : Centres d'Approvisionnement Régionaux
- **DKTFF** : Decathlon Fullfiller
- **ERP** : Enterprise Resource Planning
- **API** : Application Programming Interface
- **BOPS** : Buy Online, Pick Up in Store
- **MSP** : Managed Service Provider
- **BOSS** : Order Online, Ship to Store
- **BOFS** : Order Online, Store Delivery
- **NIST** : National Institute of Standards and Technology
- **KDD** : Knowledge Discovery from Data
- **CAH** : Classification Ascendante Hiérarchique

Introduction générale

"Omnicanal n'est pas une tendance, c'est un impératif." "

- Brian Solis -

Un des défis majeurs du commerce de détail, souvent désigné sous le terme de retail, réside dans la gestion efficace du stock. Avec l'avènement et la croissance des canaux de distribution tels que le BtoB, le E-commerce, etc., il est devenu crucial de trouver un juste équilibre entre le stock disponible et les ventes effectuées. Cela garantit la rentabilité du modèle économique, assure la pérennité de l'activité et répond aux divers besoins des clients. Bien que le stock représente généralement l'investissement financier le plus important pour une entreprise, il demeure un élément indispensable à son bon fonctionnement.

Cette nécessité d'équilibrage n'est pas nouvelle pour les détaillants, mais la montée en puissance du commerce électronique a exacerbé ce défi. Désormais, ils doivent synchroniser les niveaux de stocks non seulement entre leurs différents magasins physiques, mais également avec les canaux de vente en ligne et mobiles. Ainsi, les détaillants doivent garantir la disponibilité des produits tant sur les canaux physiques que virtuels, tout en évitant les excédents de stock. En effet, la réussite du commerce de détail dépend largement d'une gestion adéquate des stocks à l'échelle omnicanal.

C'est dans ce contexte que s'inscrit l'importance cruciale de l'optimisation de la chaîne d'approvisionnement et de l'activité e-commerce, notamment pour Decathlon El Djazair. Avec seulement 32% des commandes en ligne traitées par l'entrepôt et 68% attribuées aux magasins, le déséquilibre observé entraîne des ruptures de stock et perturbe la gestion globale des stocks de l'entreprise. C'est ainsi que la motivation de cette étude prend tout son sens, visant à optimiser ces processus afin de minimiser les coûts superflus et à améliorer l'efficacité opérationnelle de l'entreprise. En utilisant une approche théorique couplée à une investigation pratique, cette recherche vise à évaluer la performance des processus logistiques, à formuler des recommandations pour optimiser l'efficacité opérationnelle de Decathlon El Djazair et à proposer des solutions concrètes pour améliorer sa compétitivité sur le marché du commerce de détail en Algérie. Dans ce contexte, une question cruciale se pose :

Dans ce contexte, une question cruciale se pose : comment Decathlon El Djazair peut-il optimiser l'équilibre entre les commandes en ligne traitées par l'entrepôt et celles attribuées aux magasins dans une stratégie omnicanale, afin de garantir la disponibilité des articles pour les clients physiques et virtuels ?

Afin de répondre de manière exhaustive à cette question, ce mémoire sera structuré en trois chapitres principaux :

Chapitre 1 : Etat des lieux

Le premier chapitre sera dédié à la présentation de Decathlon au niveau mondial, puis au niveau de l'Algérie. Cette partie aura pour but d'analyser l'existant et d'étudier le contexte, suivie par

un diagnostic de l'environnement externe dans lequel l'entreprise exerce son activité afin de mettre en relief son avantage concurrentiel et les défis auxquels elle fait face. Cela inclut une étude du marché mondial des articles de sport, de celui de l'Algérie, et des principaux acteurs dans ce secteur, projetée également au niveau de l'Algérie.

Ensuite, nous élaborerons un diagnostic interne dans lequel nous modélisons les processus métiers de Decathlon El Djazair et les activités liées au e-commerce. Nous décrirons ensuite la logique de l'algorithme DKTF, intégré dans le projet Chopper, utilisé par le département e-commerce. Cela nous permettra de réaliser une étude comparative du fonctionnement avant et après l'implémentation de l'outil Chopper. Nous analyserons ensuite les contraintes et la situation actuelle en utilisant des indicateurs de performance clés (KPIs). Enfin, nous identifierons les principaux dysfonctionnements et leurs causes racines, pour énoncer la problématique objet de l'étude .

Chapitre 2 : Etat de l'art

Ce chapitre , fondamental à tout projet, traitera des définitions, termes, terminologies et présentation des concepts qui seront utilisés dans mon projet de fin d'études. Il traitera principalement des éléments en relation avec les questions abordées, à savoir : Logistique et supply chain management dans le retail. Gestion de stock dans le contexte du commerce omnicanal. Algorithmes de Data mining pour la génération des règles d'associations. Modèles de prévisions pour la planification de la demande.

Chapitre 3 : Conception de la solution

La troisième partie présente notre contribution dans la résolution de la problématique identifiée. La solution proposée se compose de trois approches de résolution :

La première approche consiste en l'élaboration d'un modèle prévisionnel pour planifier la demande digitale en e-commerce. L'objectif est d'anticiper avec précision les besoins en stock pour les articles clés, en particulier ceux identifiés comme critiques par une classification ABC bicritère. La deuxième approche se concentre sur l'analyse des paniers d'achat des clients digitaux, en utilisant l'algorithme de data mining "Apriori". Cette méthode permet d'identifier les associations fréquentes entre les articles achetés en ligne, révélant des comportements d'achat significatifs. L'objectif est double : d'une part, optimiser le stockage en entrepôt en regroupant les articles fréquemment achetés ensemble, et d'autre part, concevoir des packs de produits sportifs stratégiques combinant des articles disponibles et indisponibles en entrepôt. La troisième approche propose une nouvelle classification logistique basée sur la typologie des produits, notamment leur poids. Cette méthode vise à optimiser la gestion des flux logistiques en garantissant que certains types d'articles, particulièrement les plus lourds et volumineux, soient expédiés exclusivement depuis l'entrepôt.

Nous clôturons notre travail par une conclusion générale qui reprend et synthétise le travail effectué. Nous proposons également quelques perspectives de projets qui viseront à accomplir et enrichir la solution.

CHAPITRE 1 : Etat des lieux

“ Une cause bien défendue est une cause juste.”
Gheorghe Calinescu

Chapitre 1

Etude de l'existant

1.1 Introduction

La distribution des articles de sports et de loisirs est un secteur dynamique et en constante évolution, façonné par une combinaison de tendances socioculturelles, de progrès technologiques et de demandes changeantes des consommateurs. Ce marché diversifié englobe une gamme de produits tels que les vêtements de sport, les chaussures, les accessoires et les équipements spécialisés, avec des marques internationales cherchant à attirer l'attention d'une clientèle de plus en plus mondiale et diversifiée.

En analysant ce marché mondial des articles de sport, ainsi que le marché spécifique en Algérie, le diagnostic externe permettra de situer Decathlon par rapport à ses concurrents et d'identifier les tendances clés du secteur. Cela aidera à comprendre les dynamiques de la demande, les comportements d'achat des clients et les défis spécifiques rencontrés dans le domaine du retail.

1.2 Marché Mondial de la distribution des articles de sport

Le marché mondial des articles de sport a connu une croissance substantielle ces dernières années, avec une taille atteignant 721,9 milliards de dollars américains en 2023 et une projection de 1,50 billion de dollars américains d'ici 2032. Cette croissance est attribuable à plusieurs facteurs, notamment l'adoption croissante des plateformes de commerce électronique et les avancées technologiques dans les équipements sportifs.

La Chine se distingue en tant que leader mondial en termes de chiffre d'affaires sur le marché des équipements sportifs, avec un chiffre d'affaires de 37 milliards d'euros en 2024, visant à croître à un taux annuel moyen de 6,78 % jusqu'en 2028.

En France, le vente au détail d'articles de sport a atteint 12,4 milliards d'euros en 2021. Cette dernière a continué à prospérer, atteignant environ 13,8 milliards d'euros en 2022.

$$\text{Augmentation \%} = \left(\frac{\text{Valeur 2022} - \text{Valeur 2021}}{\text{Valeur 2021}} \right) \times 100$$

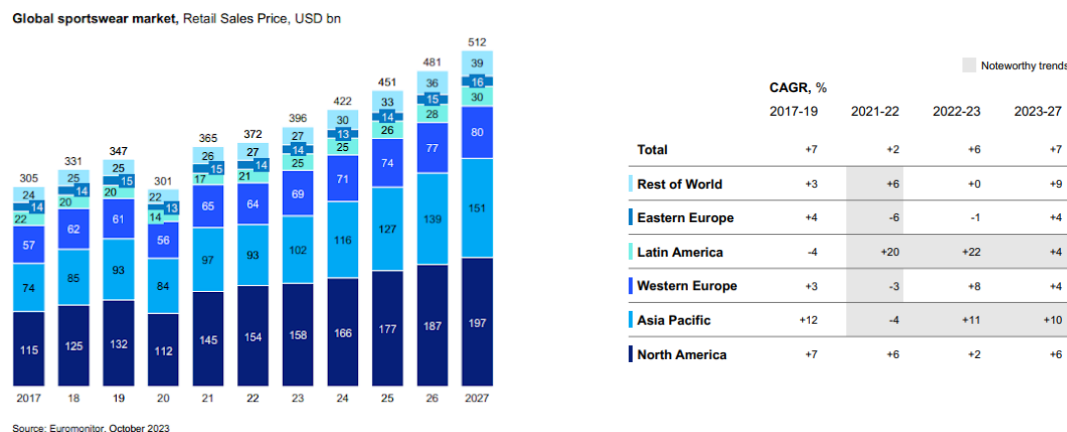


FIGURE 1.1 – Croissance du marché de la distribution des articles de sport selon une enquête faite par McKinsey WFSGI en octobre 2023 . [1]

$$\text{Augmentation \%} = \left(\frac{13,8 - 12,4}{12,4} \right) \times 100 = 11,29\%$$

Ainsi, en 2022, le marché a connu une croissance d'environ 11 %, notamment portée par les mesures gouvernementales favorisant la pratique du sport (comme le Pass'Sport) et des prix en hausse. En 2023, le marché bénéficiera également de l'organisation d'événements sportifs mondiaux (Coupe du Monde de Rugby, Jeux Olympiques à Paris en 2024) et devrait également connaître une croissance positive.

Selon une enquête menée par McKinsey & WFSGI en octobre 2023, le marché des articles de sport a enregistré une augmentation de 6 % en 2023, avec des revenus plus élevés dans presque toutes les régions géographiques. L'Europe occidentale a enregistré une croissance de 8 %, tandis que l'Asie-Pacifique a augmenté de 11 % et l'Amérique du Nord de 2 %. L'Amérique latine s'est démarquée avec une croissance de 22 %. Les analystes prévoient une croissance annuelle de 7 % jusqu'en 2027, avec un sentiment positif pour 2024 selon une enquête auprès des cadres supérieurs, bien que des préoccupations persistent concernant l'inflation, les niveaux de stock et le recrutement de talents.

1.2.1 Principaux Acteurs du Marché Mondial et positionnement de Décathlon

Le marché mondial des articles de sport est dynamique et diversifié, caractérisé par une variété d'acteurs qui répondent aux besoins variés des consommateurs. Parmi eux :

- **Les Grandes Surfaces Multisports (GSM) :** Composé principalement par les "Big Four" en France : Décathlon, Go Sport, Intersport et Sport 2000. Ils couvrent l'ensemble des pratiques sportives avec leurs offres et répondent donc à un grand ensemble de clients, ayant largement dominé ce marché, représentant près des deux tiers des ventes en 2021.
- **Les Enseignes Spécialisées :** Ils répondent plus spécifiquement aux besoins des sportifs confirmés en se concentrant sur une pratique intense pour répondre aux besoins précis de leur clientèle. Ils n'ont pas nécessairement la même capacité logistique que les GSM mais arrivent à mieux fidéliser leur clientèle experte. Espace Foot est l'un des plus connus.

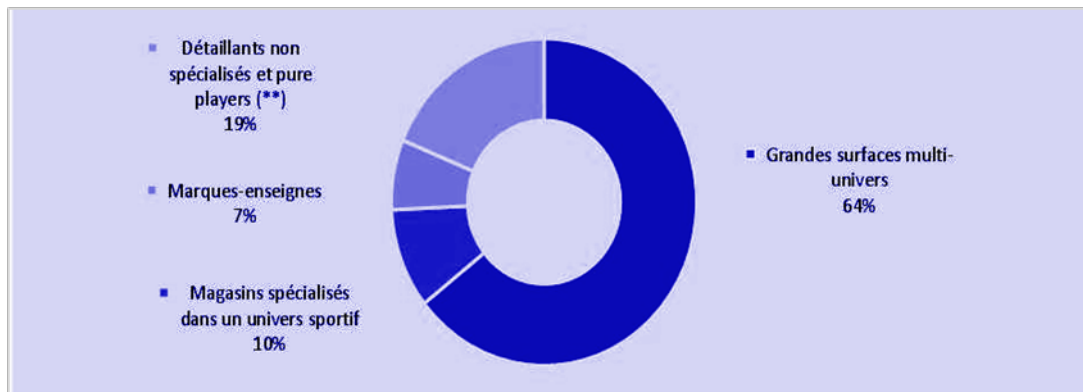


FIGURE 1.2 – Parts de marché des différents circuits de distribution d'articles de sport en 2021

- **Les Marques Enseignes** : Pour se différencier des retailers et capter leur clientèle directement, certaines grandes marques, telles que Nike, Adidas et Lacoste, créent leurs propres lieux de ventes.
- **Les Enseignes de Sportswear** : Comme son nom l'indique, ils répondent aux besoins des acheteurs qui utilisent des articles de sport comme des articles de mode. Un des plus connus en France est Foot Locker.

2.1.1 Decathlon : Troisième acteur du Marché Mondial

Alors que le marché des articles de sport est largement dominé par le géant américain Nike et le fameux Adidas, la marque Decathlon est la troisième sur le podium en termes de chiffre d'affaires en 2021. Decathlon compte bien consolider sa place au vu du développement du marché global et de sa bonne santé financière depuis 2010, son chiffre d'affaires ayant doublé entre 2010 et 2021.

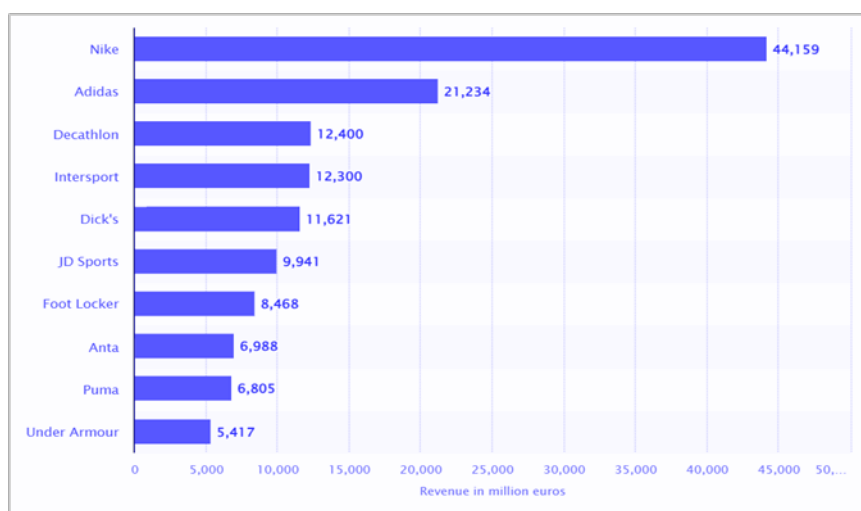


FIGURE 1.3 – Chiffre D'affaires Des Principales Entreprises D'articles De Sport Dans Le Monde Au Cours De L'exercice 2021 (En Millions D'euros) [2]

2.1.2 Decathlon au Niveau Mondial

Decathlon est une entreprise française spécialisée dans la conception, la fabrication et la grande distribution d'articles de sport et de loisirs. Elle propose également de nombreux services comme l'entretien et la réparation de matériel, la location de ski, de l'assurance sportive et du conseil. En 1986, Decathlon a lancé sa propre production sous la marque Decathlon Production et ouvert son premier magasin international en Allemagne la même année. En 1988, l'entreprise a étendu ses opérations en Asie.



FIGURE 1.4 – Carte de chaque pays ayant un magasin Decathlon au 13 septembre 2020 . (fait par l'auteur)

À partir de 1999, Decathlon a commencé à ouvrir des magasins aux États-Unis et au Royaume-Uni, suivis par la Chine en 2003 et la Russie. Après avoir utilisé le nom Oxylane pendant un certain temps, Decathlon est revenu à son nom original en 2014, se concentrant sur ses marques internes et élargissant son offre avec des filiales comme Kalenji et Fouganza.

Aujourd'hui, Decathlon regroupe 87 sports et a développé une trentaine de gammes dédiées (Quechua, Kipsta, Domyos...) avec des produits qu'elle veut innovants et techniques. Le réseau s'est largement développé en France et à l'étranger avec 1751 magasins répartis dans plus de 72 pays.

1.2.2 Positionnement et profil stratégique de Decathlon

Decathlon a constamment évolué pour s'adapter aux changements du secteur et aux attentes des consommateurs. Son positionnement stratégique actuel reflète à la fois son héritage et sa vision pour l'avenir. Il est essentiel de comprendre ce positionnement pour saisir les défis auxquels l'entreprise fait face . Cette section examine en détail le profil et les axes stratégiques qui guident Decathlon dans son développement et sa quête d'innovation continue.

2.2.1 Axes stratégiques

Aujourd'hui en 2024, le positionnement stratégique de Decathlon est ancré dans sa raison d'être "Move People Through the Wonders of Sport". Cette déclaration de mission oriente les actions et les engagements de l'entreprise à travers cinq axes stratégiques majeurs :

- **Accessibilité et Inclusion** : Decathlon s'engage à rendre le sport accessible à tous, quel que soit le niveau de compétence ou de ressources. Cela se traduit par la conception de produits abordables, adaptés aux besoins des débutants et des experts, et par des initiatives visant à éliminer les barrières sociales et financières à la pratique sportive. Par exemple, la marque propose une large gamme de produits à des prix variés pour répondre aux différents budgets.
- **Durabilité et Responsabilité Environnementale** : Decathlon s'engage à réduire son impact environnemental à travers des actions concrètes. Cela inclut la transition vers des modèles circulaires, la conception de produits éco-conçus, l'utilisation de matériaux durables et la sensibilisation à l'importance de pratiquer des activités respectueuses de l'environnement.



FIGURE 1.5 – Les 5 piliers stratégiques pour les 4 prochaines années . (fait par l'auteur)

- **Innovation et Performance** : Decathlon investit dans l'innovation pour offrir des produits performants et adaptés aux besoins changeants des sportifs. Cela comprend la recherche constante de nouvelles technologies, de matériaux avancés et de designs ergonomiques pour améliorer l'expérience sportive.
- **Expérience Client et Engagement** : Decathlon se concentre sur l'amélioration de l'expérience client à tous les niveaux, que ce soit en magasin ou en ligne. Cela implique la création d'espaces immersifs en magasin, des plateformes numériques conviviales, et une approche omnicanale visant à offrir une expérience d'achat fluide et personnalisée.
- **Responsabilité Sociale et Engagement des Employés** : Decathlon reconnaît l'importance du bien-être de ses employés et de son impact sur la société. L'entreprise favorise un environnement de travail inclusif et encourage la participation de ses équipes à sa mission. Cela se traduit par des programmes de formation et de développement personnel, des initiatives de responsabilité sociale d'entreprise et des actions caritatives visant à contribuer positivement aux communautés où elle opère.

2.2.2 Profil stratégique de Decathlon

Decathlon, contrairement à Nike et Adidas qui adoptent une stratégie générique de différenciation, ce grand distributeur français adopte une stratégie de domination par les coûts axée sur l'efficacité :

Cette approche consiste à fournir des produits de sport de qualité à des prix abordables, ce qui a favorisé une importante pénétration sur le marché et a conduit Decathlon à prendre la tête de la distribution. Pour ce faire, Decathlon a développé ses propres marques pour divers sports, telles que Kipsta, Kalenji, Artengo, offrant ainsi des articles de qualité à des prix accessibles, permettant à toute la famille de s'équiper.

Dans le domaine des vêtements de sport, la plus grande catégorie après les chaussures est celle des t-shirts. En général, Decathlon est bien plus abordable que ses concurrents. Il fait partie de l'identité de la marque d'offrir "rendre le sport accessible à tout le monde".

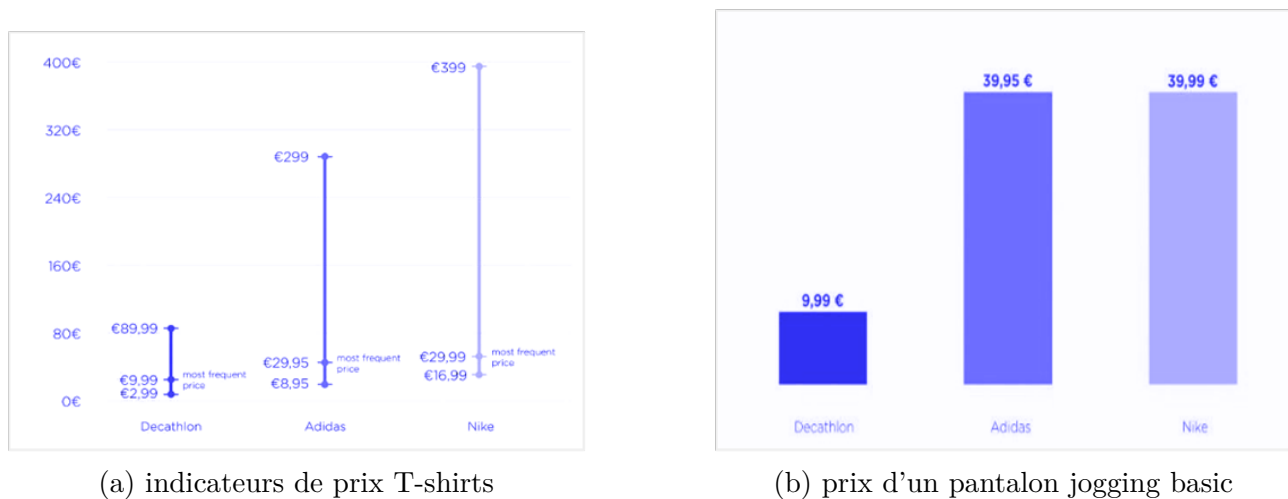


FIGURE 1.6 – Profil stratégique de Decathlon

En termes de stratégie de tarification, on constate une différence entre la marque française et ses concurrents. En effet, on observe que le prix d'entrée lui-même est très différencié. Decathlon commence son offre de t-shirts, pour hommes et femmes, à 2,99 €. En comparaison, le prix d'entrée d'Adidas est de 8,95 € et celui de Nike de 16,99 €. De plus, le prix le plus fréquent chez Decathlon est inférieur de 20 € à celui de ses concurrents. Ce qui attire l'attention, c'est la différence en termes de prix maximum. Adidas et Nike sont bien connus pour leurs produits lifestyle, et le prix de ces produits peut aller jusqu'à 399,99 € pour la toute nouvelle collection de Nike labellisée Nike ESC et 299,95 € pour Adidas. Mis côte à côte, les maillots de l'équipe nationale de football, vendus à 89,99 € par Decathlon, ne semblent pas si chers.

1.3 Marché Algérien des articles de sport

La demande pour les articles de sport en Algérie est en plein essor, avec un marché des équipements sportifs projeté pour atteindre une valeur de 702 millions USD en 2028, soit une augmentation de 4.18% entre 2024 et 2028.

De même, le marché des vêtements de sport et de natation devrait atteindre 47.52 millions USD en 2024, malgré une prévision de diminution annuelle de -3.10% (TCAC 2024-2028).

Cette croissance est alimentée par une population de plus en plus consciente de sa santé et de sa forme physique (environ 46% de la population algérienne est active), une tendance qui se reflète également dans la hausse de la demande pour les équipements d'exercice.

En outre, la passion pour le football en Algérie stimule également la demande pour les équipements de football, ce qui se traduit par un chiffre d'affaires de 595 millions USD en 2024 dans le marché des équipements sportifs.

En termes de revenu par habitant, chaque personne en Algérie génère 3,73 USD en 2024 dans ce secteur en pleine expansion.

1.3.1 Analyse de la demande

3.1.1 Activité physique en Algérie

La demande d'articles de sport est d'abord déterminée par l'activité physique et la pratique sportive elle-même et ses déterminants. Une étude menée par l'Organisation mondiale de la santé sur le profil de l'activité physique en Algérie en 2022 révèle que 73% des hommes adultes et 60% des femmes adultes s'adonnent à une activité physique régulière (âgés de plus de 18 ans). De même, parmi les adolescents âgés de 11 à 17 ans, 24% des garçons et 9% des filles maintiennent une activité physique régulière. De manière significative, même parmi les personnes âgées de plus de 60 ans, 60% des hommes et 44% des femmes restent actifs.

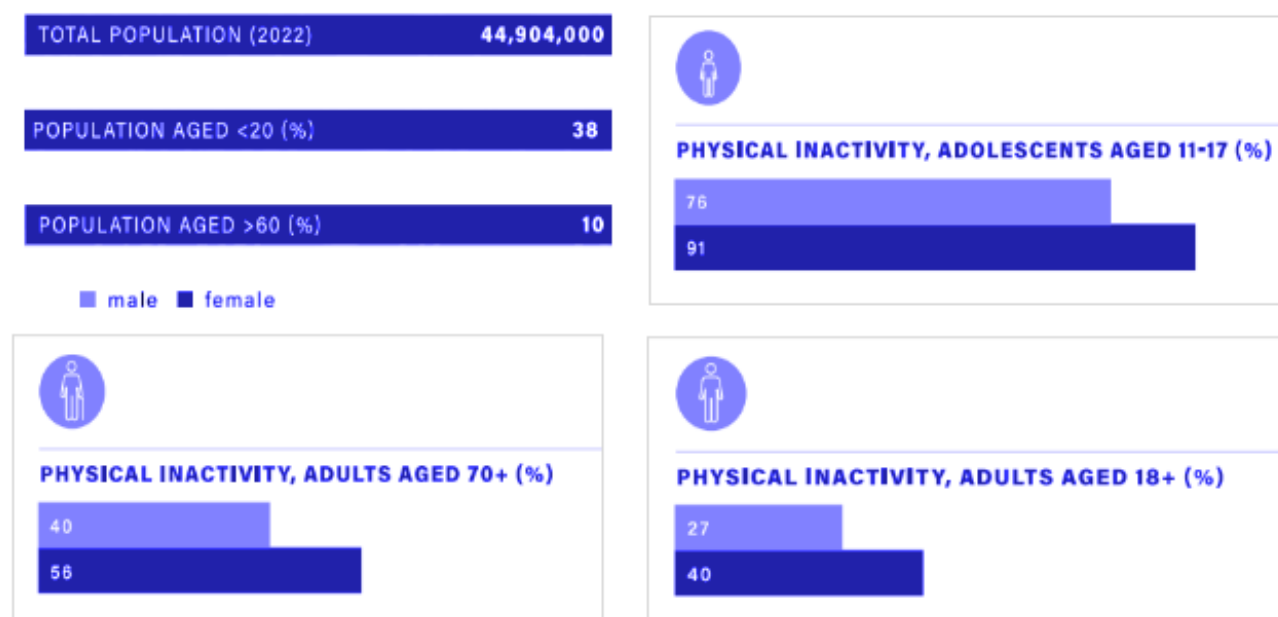


FIGURE 1.7 – Activité physique Algérie 2022 : profil du pays . [3]

En conséquence, environ 46 % de la population algérienne est active, démontrant une prévalence significative de l'engagement dans des activités physiques et sportives.

3.1.2 Facteurs influençant la demande

La demande nationale des articles de sport en Algérie est soumise à l'influence de plusieurs facteurs. En analysant ces déterminants, nous pouvons mieux comprendre la dynamique de ce marché en constante évolution.

- **Population active (46%)** : La proportion significative de la population algérienne engagée dans des activités physiques régulières constitue un moteur essentiel de la demande d'articles de sport.
- **Pandémie COVID-19** : "Post-pandémie, le consommateur est beaucoup plus conscient et éduqué en matière de fitness et, par conséquent, la demande pour les sports à travers le monde atteint un niveau sans précédent." — Michael Murray, Directeur Général, Groupe Frasers.
L'émergence de la pandémie de COVID-19 a remodelé les schémas de consommation d'articles de sport en Algérie. Les fermetures temporaires des installations sportives ont conduit à une adaptation vers des activités physiques à domicile, stimulant la demande pour des équipements de fitness et des accessoires connexes. La pandémie a également suscité un intérêt accru pour la forme physique à domicile et les activités extérieures sécuritaires. De plus, la prise de conscience accrue de l'importance de rester en forme pour renforcer le système immunitaire a également stimulé la demande pour les équipements de fitness et les accessoires connexes.
- **Sensibilisation croissante aux bienfaits de l'activité sportive** : Une sensibilisation accrue aux avantages pour la santé de l'activité physique a engendré une demande croissante pour les articles de sport en Algérie. Les individus sont de plus en plus enclins à investir dans des produits qui soutiennent leur bien-être physique et mental, ce qui se traduit par une augmentation de la demande pour une variété d'articles de sport.
- **Tendances démographiques** : En 2020, plus de 44 % de la population en Algérie avait 24 ans ou moins. L'Algérie est considérée comme un pays jeune, cette jeunesse démographique représente un moteur majeur de la demande d'articles de sport. Une population jeune est souvent associée à un intérêt accru pour le sport et le fitness.
- **Mode et culture** : La montée en popularité du sportswear et à porter des vêtements de sport au quotidien reflètent l'influence croissante de la mode et de la culture sur la demande d'articles de sport en Algérie. Cette convergence entre mode et sport a un impact significatif sur les choix de consommation dans ce domaine.
- **Intérêts sportifs locaux** : Les intérêts sportifs de la population algérienne, qu'il s'agisse de sports populaires locaux ou de sports internationaux, influencent directement la demande pour les articles de sport. Par exemple, si le football est très populaire en Algérie, cela peut stimuler la demande pour des maillots de football, des ballons et d'autres équipements associés.
- **Investissements gouvernementaux dans les infrastructures sportives** : Les investissements soutenus dans les infrastructures sportives par le gouvernement algérien ont un effet catalyseur sur la demande d'articles de sport. Des installations modernes et accessibles encouragent la participation à des activités sportives, stimulant ainsi la demande pour les équipements et les vêtements associés.

1.3.2 Decathlon en Algérie

Depuis son inauguration en 2019 au centre commercial de Bab Ezzouar à Alger, Decathlon a solidifié sa présence en Algérie sous l'enseigne Decathlon El Djazair, une filiale de Decathlon United. Avec son engagement en faveur du sport pour tous, l'entreprise a su s'intégrer dans le tissu sportif local en proposant une large gamme d'équipements adaptés à 65 disciplines comme le running, le cyclisme, les sports d'eau et les sports collectifs, tels que le football et le basketball,

et 5000 produits. Outre ses marques exclusives et ses produits innovants, Decathlon El Djazair s'engage également dans des initiatives locales, telles que la production "MADE IN ALGERIA", démontrant ainsi son attachement au développement économique et environnemental du pays.

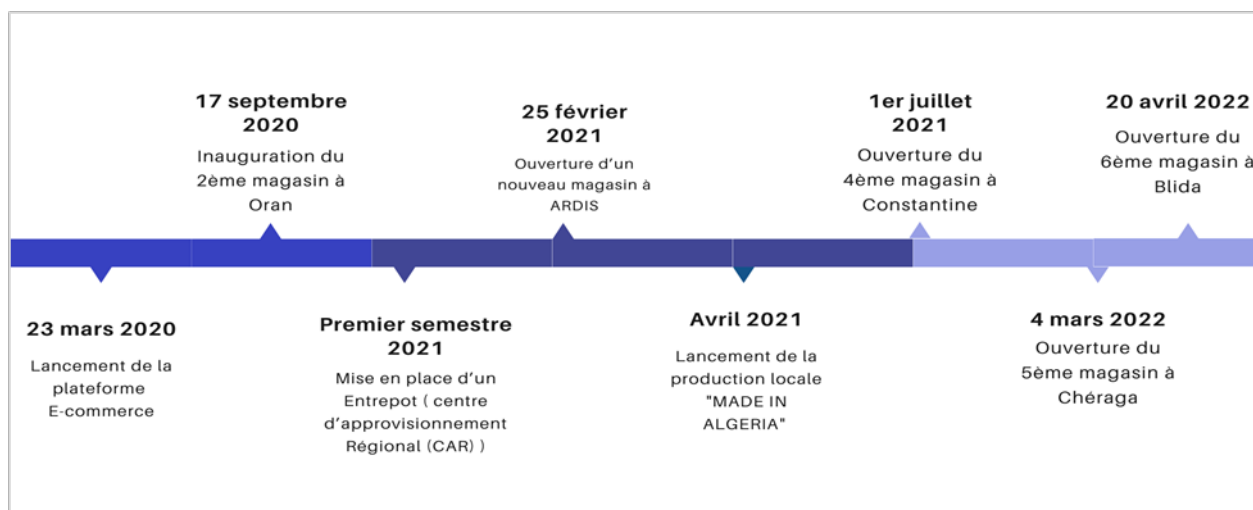


FIGURE 1.8 – Axe chronologique représentant les événements clés liés à Decathlon El Djazair (fait par l'auteur)

3.2.1 Les 5 forces de Porter

L'attrait de l'industrie et la position actuelle de l'entreprise sur le marché peuvent être élucidés grâce au modèle des cinq forces de Henry Porter, comme suit :

1. Menace des nouveaux entrants :

- Decathlon Algérie bénéficie d'une position dominante sur le marché, avec une présence établie dans plusieurs villes du pays.
- Les barrières à l'entrée sont élevées, notamment en raison de la nécessité d'avoir un solide réseau de distribution, des investissements importants et des réglementations douanières strictes.
- La production locale de certaines gammes d'articles et l'existence d'un entrepôt automatisé aux normes internationales renforcent la position de Decathlon et rendent difficile l'entrée de nouveaux concurrents.

2. Pouvoir de négociation des fournisseurs :

- Le pouvoir de négociation des fournisseurs de Decathlon Algérie repose sur sa dépendance vis-à-vis de fournisseurs locaux et internationaux, tels que l'usine Tayal en Algérie, une usine partenaire au Bangladesh et la centrale d'achat basée à Singapour. Cependant, les réglementations douanières et les obstacles politiques peuvent influencer les négociations de Decathlon avec ses fournisseurs, notamment en ce qui concerne les prix et la disponibilité des produits.

3. Pouvoir de négociation des acheteurs :

- Les clients de Decathlon Algérie sont principalement des consommateurs finaux, avec une stratégie axée sur la classe moyenne algérienne.

L'entreprise propose une large gamme de produits de qualité à des prix compétitifs, ce qui réduit le pouvoir de négociation des acheteurs.

- La présence omnicanale de Decathlon, y compris son activité e-commerce, renforce sa position face aux acheteurs.

4. Menace des produits de substitution :

- Bien que la contrefaçon puisse représenter une menace pour Decathlon, sa réputation de qualité et d'authenticité atténue cette menace.
- L'entreprise propose une gamme diversifiée de produits adaptés à différentes disciplines sportives, ce qui réduit la demande de produits de substitution.

5. Intensité concurrentielle au sein de l'industrie :

- Decathlon Algérie est le premier et le plus grand distributeur d'articles de sport sur le marché national, avec une forte présence omnicanale et une stratégie de vente à travers des partenaires dans les régions où elle n'est pas physiquement présente.
- Bien que la concurrence puisse exister de la part d'autres détaillants et grandes surfaces multisports, Decathlon bénéficie d'un positionnement stratégique adapté à la classe moyenne et de prix compétitifs grâce à sa stratégie de domination par les coûts.

3.2.2 Analyse SWOT



FIGURE 1.9 – Analyse SWOT de l'entreprise Decathlon El Djazair (fait par l'auteur)

La matrice SWOT peut être considérée comme l'outil stratégique le mieux adapté permettant l'obtention d'une vision synthétique d'une situation en présentant les Forces et les Faiblesses de l'entreprise ainsi que les Opportunités et les Menaces potentielles, rassemblant et croisant ainsi les analyses interne et externe avec les environnements micro et macro de l'entreprise. La figure 1.9 représente le résumé de l'ensemble des forces, faiblesses, opportunités et menaces dont fait face l'entreprise Decathlon El Djazair.

3.2.3 Structure organisationnelle de Decathlon EL Djazair



FIGURE 1.10 – Organigramme de Decathlon El-Djazair. (fait par l'auteur)

Les activités de l'entreprise installée à Alger sont réparties sur les dix départements suivants :

Département RH (Ressources Humaines)

- Gestion des ressources humaines : Il s'occupe de gérer les relations au sein de l'entreprise et de favoriser un environnement de travail sain.
- Gestion du personnel : Ce service s'occupe de la gestion administrative des employés, y compris la paie, les congés, les avantages sociaux, etc.

Département Publics Affairs (Affaires Publiques)

- Il est chargé de gérer les relations de l'entreprise avec les institutions publiques, les autorités locales, les médias et la société civile.

DAF (Direction Administrative et Financière)

- Service finance : Responsable de la comptabilité de l'entreprise, de la gestion des flux financiers et de l'analyse des performances financières.
- Service juridique : Il assure la conformité juridique de l'entreprise, gère les contrats, les litiges éventuels et fournit des conseils juridiques.

Département Import

- Service import : Responsable de l'approvisionnement en produits importés, y compris la planification des commandes, la négociation des tarifs de transport et le suivi des livraisons.

- Service customs Transit : Gère les formalités douanières nécessaires à l'importation des produits, y compris la préparation des documents et le dédouanement des marchandises.

Département Production

- Service SP (Service de Production) : Il supervise le processus de production, garantit la qualité des produits et s'assure du respect des délais.
- Service QP (Service de Contrôle Qualité) : Responsable du contrôle qualité pendant le processus de production, ainsi que du contrôle final avant l'expédition.

Département Logistique

- Gestion de l'entrepôt : Responsable du stockage des produits, de la gestion des stocks, de la réception et de l'expédition des marchandises.

Département Retail

- Responsable de la gestion des points de vente, de l'expérience client en magasin et de la satisfaction client globale.

Département Expansion et Exploitation

- Gère l'expansion de l'entreprise à travers de nouveaux projets, la maintenance des installations existantes et les opérations quotidiennes.
- Service IT : Responsable de la sécurité informatique, de l'analyse des données et du bon fonctionnement des systèmes informatiques de l'entreprise.

Département E-commerce

Le service E-commerce de Decathlon est responsable de la gestion et de la coordination de toutes les activités liées à la vente en ligne. Il est organisé en quatre pôles principaux : le pôle opérationnel, le pôle web développement, le pôle marketing, et le pôle merchandising. Voici une description détaillée des processus métiers de ce service :

Pôle Web Développement : Ce pôle est chargé de toutes les activités nécessaires pour maintenir et améliorer la plateforme E-commerce, garantissant une expérience utilisateur optimale et un fonctionnement sans faille. Il se charge principalement de :

- Mise à jour du site web et des applications mobiles.
- Gestion des contenus, y compris la correction des bugs et l'amélioration des fonctionnalités existantes.
- Déploiement de nouvelles fonctionnalités et intégration de nouvelles technologies.
- Création et mise à jour des descriptions de produits, images et vidéos.
- Publication de contenu marketing et promotionnel.

Pôle Marketing : Ce pôle est responsable de la promotion du site et des produits en ligne afin d'attirer et de fidéliser les clients. Il se charge de :

- Élaboration de la stratégie marketing en ligne.
- Planification et exécution des campagnes publicitaires.
- Gestion des partenariats et des collaborations.
- Analyse et reporting des performances des campagnes marketing.

- Utilisation des outils d'analyse web (Google Analytics, etc.) pour mesurer les taux de conversion, le trafic et les comportements des utilisateurs. Des recommandations d'améliorations sont faites régulièrement en fonction des KPIs.

Pôle Merchandising : Ce pôle est chargé de sélectionner avec soin les articles à afficher sur le site, en veillant à les présenter au bon moment et au bon endroit. Il joue un rôle crucial dans l'établissement de la politique commerciale de la boutique en ligne. Ses responsabilités comprennent :

- Sélection minutieuse des produits et choix des articles à mettre en avant sur le site.
- Coordination étroite avec le pôle marketing pour aligner les promotions et les mises en avant.
- Synchronisation des campagnes promotionnelles et des événements marketing avec les sélections de produits.

Pôle Opérationnel : Ce pôle englobe toutes les étapes depuis la réception d'une commande en ligne jusqu'à sa livraison au client final. Il assure :

- Confirmation automatique de la commande au client par email, incluant les détails et les délais de livraison.
- Vérification des stocks et allocation des produits pour les commandes validées.
- Préparation des commandes :
 - o Picking : Sélection des produits dans l'entrepôt et dans les magasins.
 - o Packing : Emballage des produits de manière sécurisée et appropriée.
 - o Étiquetage : Apposition des étiquettes d'expédition avec les informations de livraison.
- Expédition et livraison : Coordination avec les transporteurs pour expédier les commandes en fonction des destinations et des délais. Génération des documents d'expédition et suivi des livraisons jusqu'à la réception par le client. En cas de retard, communication proactive avec les clients.
- Gestion des retours et des échanges en cas de besoin : Mise en place d'un processus de retour simplifié. Inspection et réapprovisionnement ou échange des articles retournés.

Département Supply

Ce département est responsable de la coordination et de la supervision de diverses tâches pour assurer une livraison efficace des produits depuis les usines partenaires jusqu'aux magasins. Voici les principales responsabilités :

- Création des choix de gamme : Détermination des produits à inclure dans l'offre.
- Vérification des choix de gamme : Validation des choix de produits.
- Création des commandes d'ouverture : Génération des commandes initiales pour les nouveaux produits ou magasins.
- Envoi des commandes à l'entrepôt : Transmission des commandes confirmées aux entrepôts pour traitement.

Ces tâches sont réalisées par divers acteurs, notamment le Responsable de Magasin, la Direction Commerciale, et via des processus automatiques.

La Chaîne d'Approvisionnement de Decathlon El Djazair

La chaîne d'approvisionnement de Decathlon El Djazair est représentée dans figure 1.11. L'entrepôt de Decathlon El Djazair est situé à Blida et constitue le cœur de la supply chain de

Decathlon El Djazair. Ce dernier centralise les opérations logistiques pour la région, réceptionnant les produits des centres continentaux et régionaux avant de les distribuer aux magasins locaux. Il joue un rôle crucial dans la fluidité de la chaîne d'approvisionnement, assurant une gestion efficace des stocks et une distribution rapide et fiable vers les points de vente.

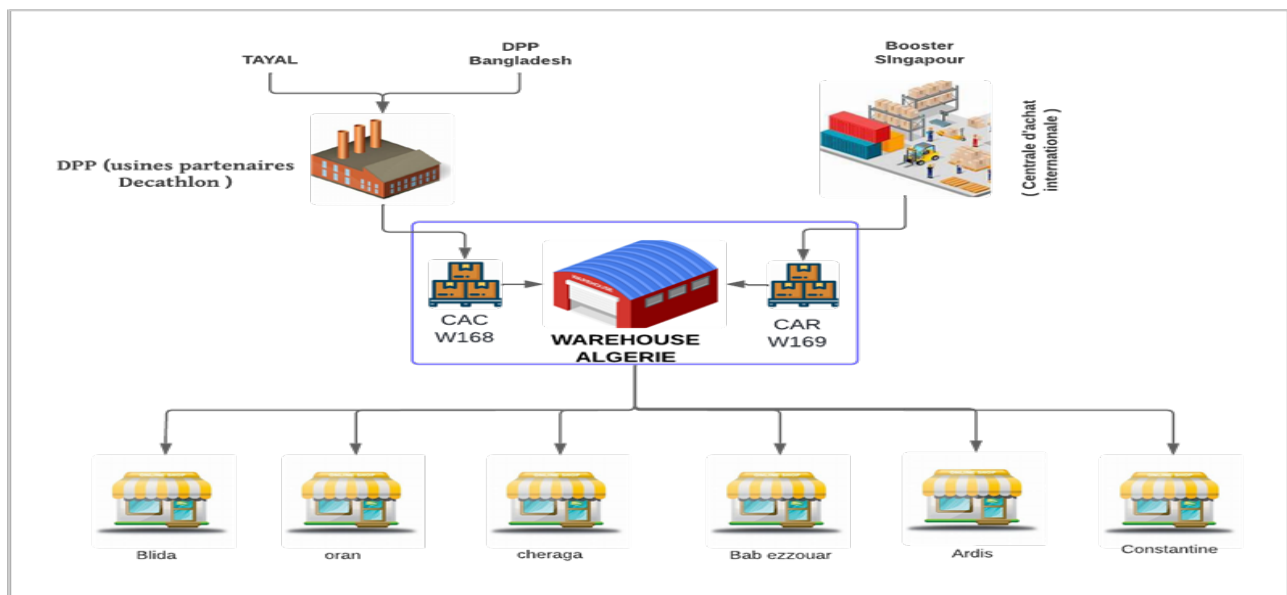


FIGURE 1.11 – Chaîne d'Approvisionnement de Decathlon El Djazair . (fait par l'auteur)

- Boosters : Comme celui à Singapour, ces entrepôts agissent en tant que centres de consolidation et d'optimisation des stocks à l'international.
- DPP (usines partenaires Decathlon) : TAYAL et DPP Bangladesh produisent les articles qui sont ensuite expédiés vers différents centres logistiques.
- CAC W168 : une partie de l'entrepôt où Les articles provenant des CAC (Centres d'Approvisionnement Continentaux) , et des boosters internationaux comme celui de Singapour sont stockés .
- CAR (Centres d'Approvisionnement Régionaux) : Par exemple, le CAR W169, ces centres distribuent les produits aux magasins de leur région respective.
- Magasins : Les produits sont enfin livrés aux magasins de Blida, Oran, Cheraga, Bab Ezzouar, Ardis et Constantine, où les clients peuvent les acheter.

Decathlon El Djazair utilise des prévisions de ventes pour planifier la production et le réapprovisionnement. Le système F&R (Forecast and Replenishment) est le réapprovisionnement automatique de chaque magasin en fonction de ses ventes futures grâce à l'historique des ventes et au potentiel de ventes. Il prend en compte :

- Anticipation des livraisons de stocks : Pour lisser les pics de ventes.
- Couverture du délai d'approvisionnement : Pour garantir des stocks suffisants.
- Anticipation de la fin de saison : Pour éviter les surstocks et les coûts associés aux stocks morts.

Le F&R se compose de trois parties : le stock de sécurité, la prévision des ventes et le mini-merchandising. Le stock de sécurité doit être sécurisé pour faire face aux ventes et événements imprévus. Les prévisions de ventes sont calculées au niveau de l'article/magasin ; elles sont basées sur l'historique (pour les nouveaux articles, elles prennent l'historique des ventes d'un article de référence) et intègrent les événements commerciaux (OPECO, intervalle de calendrier, météo). Le mini-merchandising est la quantité qu'il souhaite présenter à la fin de la journée. Il n'est pas lié au potentiel de ventes de l'article.

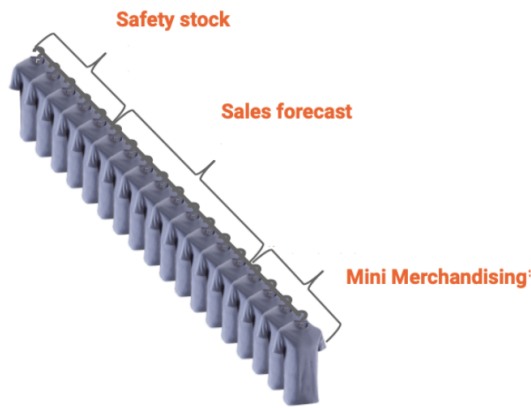


FIGURE 1.12 – Les composantes de (f&r). [4]

1.4 Diagnostic interne et problématique

Dans cette section, nous modéliserons les processus métiers de Decathlon El Djazair et les activités liées au E-commerce. Nous décrirons ensuite la logique de l’algorithme DKTFF, intégré dans le projet Chopper, utilisé par le département E-commerce. Cela nous permettra de réaliser une étude comparative du fonctionnement avant et après l’implémentation de l’outil Chopper. Nous analyserons ensuite les contraintes et la situation actuelle (les configurations et les conditions appliquées à Decathlon El Djazair) en utilisant des indicateurs de performance clés (KPIs). Enfin, nous identifierons les principaux dysfonctionnements et leurs causes racines, pour énoncer la problématique du mémoire.

1.4.1 Modélisation des processus métiers pour le canal physique et virtuel

Afin de bien comprendre l’interaction entre les différents services qui prennent en charge les processus cœur de métier de Decathlon El Djazair, nous avons opté pour la modélisation Business Process Model and Notation - BPMN 2.0.

4.1.1 Modélisation des processus métiers pour le canal physique

A. Magasins Les responsables de magasin chez Decathlon développent une politique commerciale propre à chaque emplacement, adaptée aux spécificités de la zone géographique. Cette politique, révisée bi-annuellement, guide les décisions sur les clients cibles, les méthodes de vente, les produits offerts et les partenariats commerciaux. En fonction de cette politique, chaque magasin sélectionne sa propre gamme de produits à partir du catalogue de gamme. L’équipe Supply du Pays utilise ensuite ces choix pour déterminer les articles à commander à partir du catalogue du booster, en harmonie avec les besoins et les orientations de chaque magasin.

B. Supply L’équipe Supply reçoit les choix de gammes de tous les magasins et sélectionne ensuite les gammes à partir du catalogue de la centrale d’achat située en Asie pour approuver

sionner le stock pays. Le système F&R (Forecast & Replenishment) établit les prévisions de la demande de la manière suivante :

- Prévision semi-manuelle pour la chaîne amont : alimenter le stock entrepôt à partir du booster et des usines partenaires (DPP).
- Prévision automatique pour la chaîne aval : alimenter les stocks des magasins à partir de l'entrepôt.

Sur la base de ces prévisions et des choix de gamme, des commandes automatiques sont créées dans l'ERP et affichées pour l'équipe import afin d'importer les marchandises nécessaires à partir de la centrale d'achat en Asie et des usines partenaires de Decathlon (amont). L'équipe Supply est également chargée d'envoyer des commandes à l'entrepôt pour réapprovisionner les stocks des magasins (aval).

C. Import L'équipe import réceptionne les commandes de l'équipe Supply affichées sur SAP et se charge de la documentation nécessaire pour importer les marchandises depuis le booster et les usines étrangères. Après l'approbation du gouvernement et la rédaction d'une facture proforma envoyée au ministère du commerce (ALGEX), la commande est lancée et préparée. L'équipe import négocie ensuite le fret avec les compagnies maritimes et suit le processus de dédouanement. Une fois les marchandises arrivées, elles sont transportées à l'entrepôt de Blida.

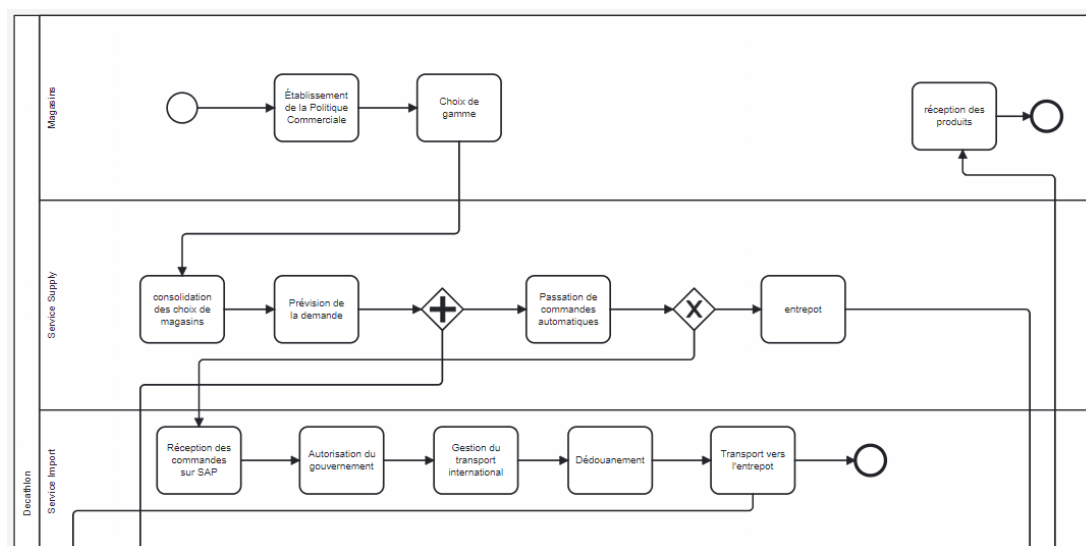


FIGURE 1.13 – BPMN processus des magasins , service supply et service Import

D. Production La production de Decathlon en Algérie est externalisée à une usine turco-algérienne appelée Tayal, située à Relizane. Le service production de Decathlon EL Djazair s'occupe de la planification de la demande, du contrôle qualité et de l'industrialisation des articles, en se divisant en deux équipes :

L'équipe QP - Quality Production

- Étude de faisabilité des produits : préparation du cahier des charges, spécifications techniques selon le techbook fourni par les designers et ingénieurs produits de Decathlon mère.
- Nomenclature (bill of materials) nécessaire pour chaque produit et étude des coûts de fabrication.
- Contrôle qualité en ligne de production, avec des visites bihebdomadaires à Relizane et contrôle final avant expédition (go-shipment).

L'équipe SP - Supply Production

- Planification de la demande des articles fabriqués en Algérie en utilisant les prévisions de l'équipe Supply.
- Calcul des besoins nets selon le bill of materials fourni par l'équipe QP.

Une fois les produits "Made in Algeria" contrôlés et validés, ils sont envoyés à l'entrepôt de Blida pour stockage.

E. Entrepôt Les articles importés de l'étranger et les produits fabriqués en Algérie sont stockés à l'entrepôt de Blida. Cet entrepôt reçoit également les commandes des magasins pour les réapprovisionner, conformément aux directives de l'équipe Supply. Il se charge de la préparation et de l'expédition des commandes vers les magasins dans les délais impartis.

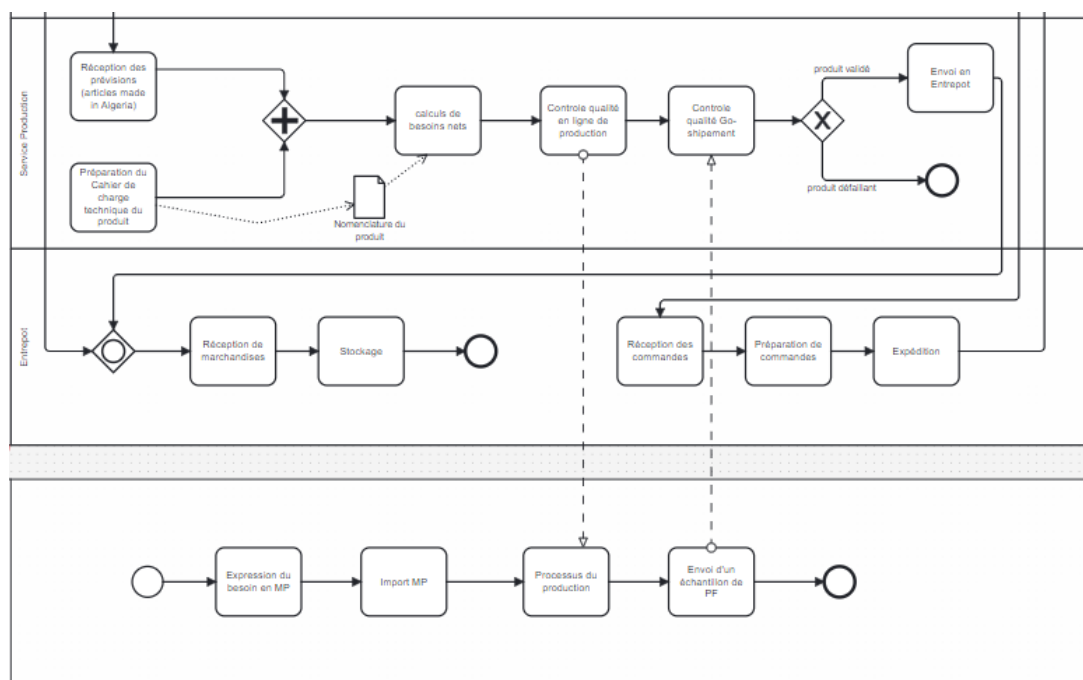


FIGURE 1.14 – BPMN . processus du service production , l'usine tayal et l'entrepot

4.1.2 Modélisation des processus métiers pour le canal virtuel

Dans cette section, nous modéliserons le processus métier du pôle opérationnel du service E-commerce de Decathlon El Djazair. En se concentrant uniquement sur ce pôle, nous pourrions pleinement diriger notre attention vers l'optimisation des processus internes, la réduction des délais de traitement des commandes, et l'amélioration de la qualité de service pour les clients. Cela permettra d'atteindre une plus grande efficacité opérationnelle sans être entravé par des interactions avec d'autres départements. De plus, en isolant le processus métier du pôle opérationnel, la modélisation devient plus simple et plus claire, facilitant ainsi la compréhension et la mise en œuvre du diagnostic interne.

A. Le processus de passation de commande client

Le processus de passation de commande client et l'algorithme Dkt FF occupent une place centrale dans l'activité e-commerce de Decathlon Algérie. Dans cette section, nous explorerons

en détail comment Decathlon Algérie utilise l'algorithme Dkt FF pour rationaliser ses opérations et améliorer l'expérience d'achat en ligne.

1. Visite et sélection sur le site web

- Le client visite le site web et parcourt les différentes pages.
- Il sélectionne les articles qu'il aime, choisit les détails comme la couleur et la taille, puis vérifie la disponibilité des articles en stock.
- Les articles sont ajoutés au panier un par un.

2. Validation du panier et saisie des informations

- Une fois que le client décide de valider son panier, il passe à la commande.
- Il doit saisir son adresse e-mail ou son numéro de téléphone.
- Ensuite, il confirme les informations personnelles et l'adresse de livraison.

3. Choix du mode de livraison

- Le client choisit son mode de livraison parmi les options disponibles :
 - o Livraison à domicile : Trois prestataires peuvent être proposés (par exemple, Mylerz, Yalidine). Le client choisit en fonction du rapport coût/délai. Parfois, un seul prestataire est affiché, celui qui garantit la meilleure promesse client.
 - o Click and Collect : Le client peut récupérer sa commande dans le magasin de son choix.
 - o Points relais : Un Point Relais est un lieu de proximité où le client peut recevoir son colis.

4. Sélection du mode de paiement et validation de la commande

- Le client choisit son mode de paiement : carte CIB/EDAHBIA ou paiement comptant à la livraison.
- Enfin, il valide et clôture sa commande.

B. La Logique derrière l'algorithme utilisé

Le 4 juin 2023 a marqué un tournant majeur pour l'activité E-commerce de Decathlon El Djazair. Ce jour-là, l'entreprise a migré vers la solution révolutionnaire Chopper, un programme de modularisation du système d'information (SI). Il comprend principalement des API publiques telles que OnePromotion, OnePay, OneCheckout et OneInvoice utilisées dans le système du E-commerce One Shop.

Chopper offre plusieurs avantages, notamment la possibilité d'externaliser la chaîne d'approvisionnement à tout partenaire logistique, indépendamment de leur WMS et processus. Cela permet également de rendre l'ensemble du stock de l'entreprise disponible pour le commerce numérique. Il opère sur différents flux, parmi lesquels figurent DktFF / OneFF. Ces flux sont spécifiquement dédiés à la décomposition de l'approvisionnement de Decathlon. En travaillant sur ces streams, Chopper contribue à optimiser la gestion des stocks et des commandes.

B.1 Présentation de Dkt FF et One FF Dkt FF est une solution d'orchestration des commandes étroitement intégrée dans l'écosystème de Chopper qui unifie tous les stocks de Decathlon. Il choisit le meilleur emplacement de stock et le transporteur pour traiter chaque commande.

En outre, OneFF est un système de gestion de commandes et de livraisons utilisé par DKTFF. Il est conçu pour gérer les commandes, les envois et les disponibilités des produits. Il est également

utilisé pour communiquer avec les partenaires de DKTFE et pour gérer les configurations des marchands, des fournisseurs et des clients. Le système OneFF est crucial pour la logistique et la gestion des commandes de DKTFE. Le schéma ci-dessous montre la logique de traitement de commandes par ces algorithmes.

B.2 Définition des priorités d'affectation de commandes digitales

- **Vérification des stocks disponibles** : OneFF commence par vérifier si les articles commandés sont disponibles dans les stocks du pays (entrepôt et magasins).
- **Priorité et couverture** : OneFF vérifie les stocks de première priorité (l'entrepôt) et construit le panier en commençant par le stock ayant la meilleure couverture.
- **Pour les articles manquants**, il complète avec les stocks de deuxième priorité et construit des commandes divisées "**split orders**". Il s'agit de commandes scindées en deux parties distinctes : une partie est prélevée dans un magasin et l'autre dans un autre magasin, ou une partie est prélevée dans l'entrepôt et l'autre dans un magasin. Le client et le fournisseur restent les mêmes pour les deux parties de la commande. Cela permet une gestion plus précise des stocks, un gain de temps pour la logistique et la comptabilité, ainsi qu'une meilleure précision des dates de livraison.

	Panier	1 Ballon	2 T-Shirts	1 chaussure
Stocks	Priorité			
@ CAR	1st	10	30	
CAR	1st			1
CAC	2nd	100	300	200
Magasins	3rd	1	2	1

Le client recevra un scénario avec **2 livraisons** et paiera **2 frais d'expédition**.
Avec ces priorités, nous ne vérifions pas les autres solutions dans les CAC ou les magasins !

(a) dans le cas où les priorités des centres d'approvisionnement sont différentes

	Panier	1 Ballon	2 T-Shirts	1 chaussure
Stocks	Priorité			
@ CAR	1st	10	30	
CAR	1st			1
CAC	1st	100	300	200
Magasins	1st	1	2	1

Avec ces priorités, nous vérifions **toutes les solutions** y compris dans les CAC et les magasins.
Le client devra choisir entre les deux scénarios (**1 livraison** et **1 frais d'expédition** à payer pour chacun).

(b) dans le cas où les priorités des centres d'approvisionnement sont similaires

FIGURE 1.15 – la logique d'affectation de commandes en ligne

B.3 Configuration de l'algorithme selon le mode de livraison choisi

- **Livraison à domicile**
 - o L'algorithme propose la livraison avec le meilleur tarif et la plus rapide, ou la plus responsable en termes d'émissions de carbone.

- En cas de promesse similaire entre les prestataires, l'algorithme propose la livraison la moins chère.
 - Exemple concret : Pour la wilaya d'Adrar, si Yalidine offre une livraison moins chère mais plus lente que Mylers, l'algorithme laisse le choix au client entre une livraison rapide et coûteuse ou une livraison lente et économique.
- **Click and Collect et Points relais**
- L'algorithme gère également ces options en optimisant le choix des lieux de collecte en fonction des préférences du client et de la disponibilité des articles.

C.Modélisation en BPMN 2.0 du processus de passation de commande

Le schéma représenté dans la figure 1.16 modélise le processus de passation de commande en ligne et la logique de l'algorithme utilisé par Decathlon El Djazair pour la gestion des commandes en ligne. Il illustre comment les commandes sont affectées à l'entrepôt et/ou aux magasins en fonction de la priorité et de la disponibilité des articles dans le panier.

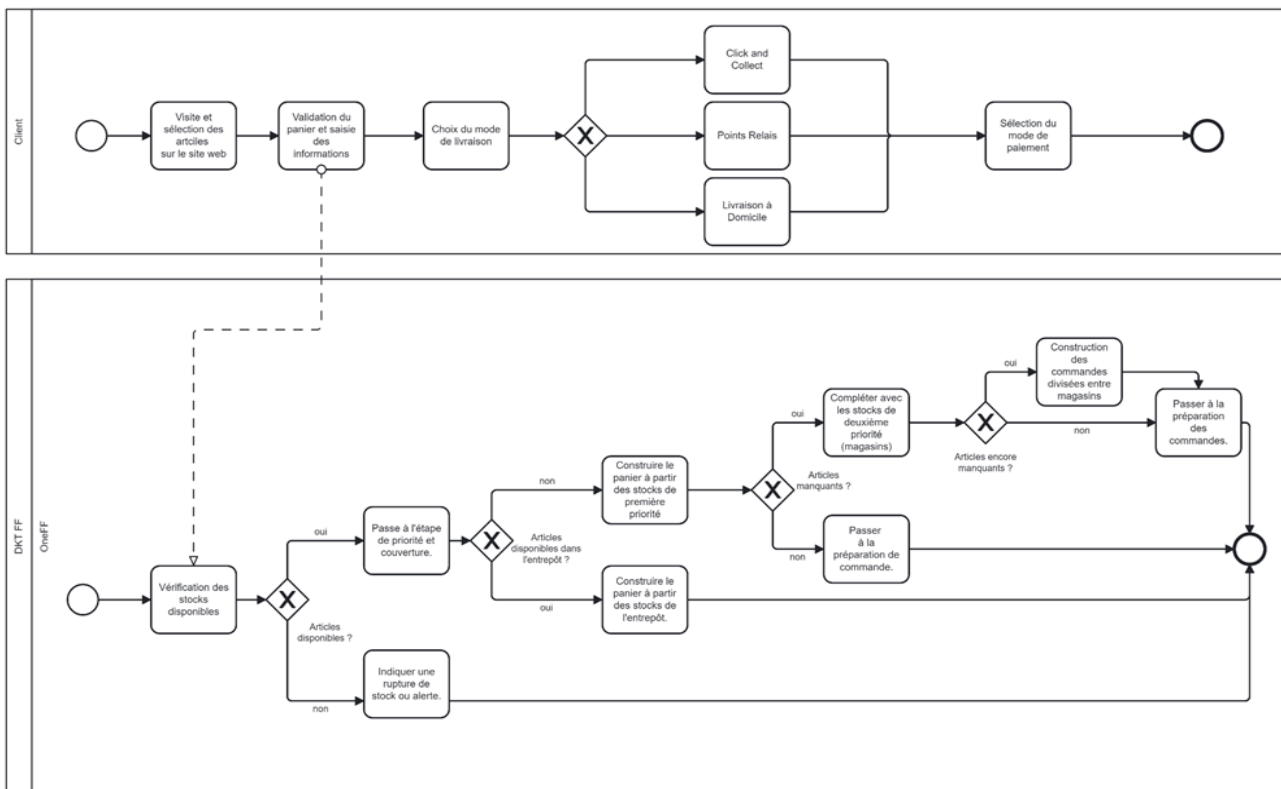


FIGURE 1.16 – Modélisation en BPMN 2.0 du processus de passation de commande

1.4.2 Diagnostic de l'activité E-commerce chez Decathlon El Djazair

Dans cette section, nous réaliserons un diagnostic de l'activité E-commerce chez Decathlon El Djazair, en mettant particulièrement en lumière les avantages apportés par l'outil Chopper et en illustrant la transformation significative observée lors de son intégration.

4.2.1 Étude comparative

Cette étude compare l'E-commerce avant et après l'intégration de l'outil Chopper, mettant en évidence les différences et les améliorations suivantes :

TABLE 1.1 – Comparaison de l'activité E-commerce avant et après la migration vers Chopper

Aspect	E-commerce avant l'outil Chopper	E-commerce avec l'outil Chopper
Centralisation de l'activité	Localisation unique : Activité centralisée dans un seul magasin à Bab Ezzouar.	Optimisation des itinéraires : Commandes affectées aux magasins en fonction de l'itinéraire le plus optimal.
Disponibilité des produits	Visibilité de stock réduite : Stock affiché uniquement pour le magasin de Bab Ezzouar.	Répartition des commandes : Meilleure disponibilité des produits grâce à une répartition sur plusieurs magasins.
Chemin de la commande	Non optimal : Expédition des commandes à partir d'un seul stock de référence.	Trajectoire de la commande : Informations en temps réel sur l'état et la trajectoire de la commande.
Configuration des paramètres	Paramètres de base : Configuration basique pour la livraison et l'affichage du stock.	Optimisation de la logistique : Répartition des commandes permet une logistique plus efficace.
Suivi en temps réel	Non disponible	Informations en temps réel : Trajectoire et état de la commande disponibles (en préparation, en expédition, en route, etc.).
Avantages apportés	Limité : Visibilité et disponibilité réduites.	Amélioration de l'expérience client : Livraison plus rapide et meilleure visibilité sur l'état de la commande.

la migration vers la solution Chopper a manifestement amélioré les performances du tunnel de conversion de Decathlon El Djazair. Le 7 juin, après la migration, on observe des taux de conversion plus élevés dans presque toutes les étapes du processus de passage en caisse, par rapport au 16 mai, avant la migration.

- **Étapes de l'analyse :**

1. Validation du panier
2. Saisie des informations et des adresses
3. Choix du mode de livraison
4. Mode de paiement
5. Confirmation

- **Étape 1 à Étape 2 :** Le taux de conversion a plus que doublé, passant de 20% à 46%. Cela indique que les utilisateurs valident leur panier plus efficacement.

- **Étape 2 à Étape 3** : Le taux de conversion a également augmenté de manière significative, de 74% à 88%.
- **Étape 3 à Étape 4** : Bien que le taux de conversion ait légèrement diminué de 74% à 58%, cette baisse pourrait être attribuée au fait que l'option de retrait en magasin Click and Collect était limitée aux paiements par carte de crédit uniquement et que les points relais étaient disponibles uniquement dans un rayon de 30 km.
- **Étape 4 à Étape 5** : L'amélioration notable du taux de conversion de 65% à 84% à cette étape indique une meilleure expérience utilisateur lors du choix du mode de paiement, rendant la finalisation de l'achat plus attrayante et moins complexe.

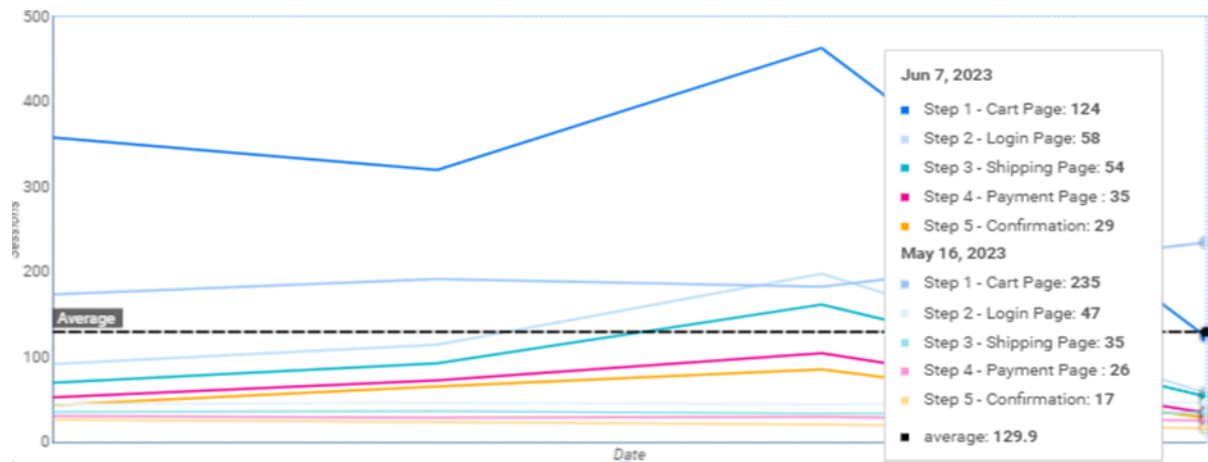


FIGURE 1.17 – Analyse du taux de conversion en E-commerce Vingt jours après la migration vers chopper

De plus, une forte augmentation du taux de conversion a été observée le jour suivant la migration.

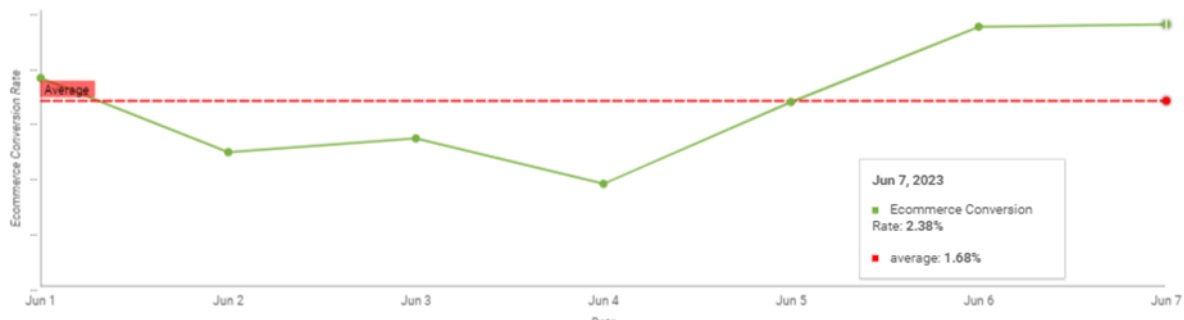


FIGURE 1.18 – Analyse du taux de conversion en E-commerce cinq jours après la migration vers chopper

En conclusion, le tunnel de conversion a montré des améliorations significatives en termes de taux de conversion, de taux d'engagement au passage en caisse et de taux d'abandon de panier. L'amélioration globale de ces indicateurs indique que la migration a eu un impact positif sur le tunnel de conversion.

4.2.2 Constat Actuel de l'Activité E-commerce de Decathlon El Djazair

Malgré les améliorations apportées par Chopper à l'activité e-commerce de Decathlon El Djazair, notamment en termes d'augmentation de la visibilité des stocks sur la plateforme et d'optimisation des itinéraires, la situation n'est pas encore idéale. Ce service est toujours confronté à des contraintes opérationnelles et nécessite une plus grande réactivité dans la chaîne d'approvisionnement pour cette activité numérique.

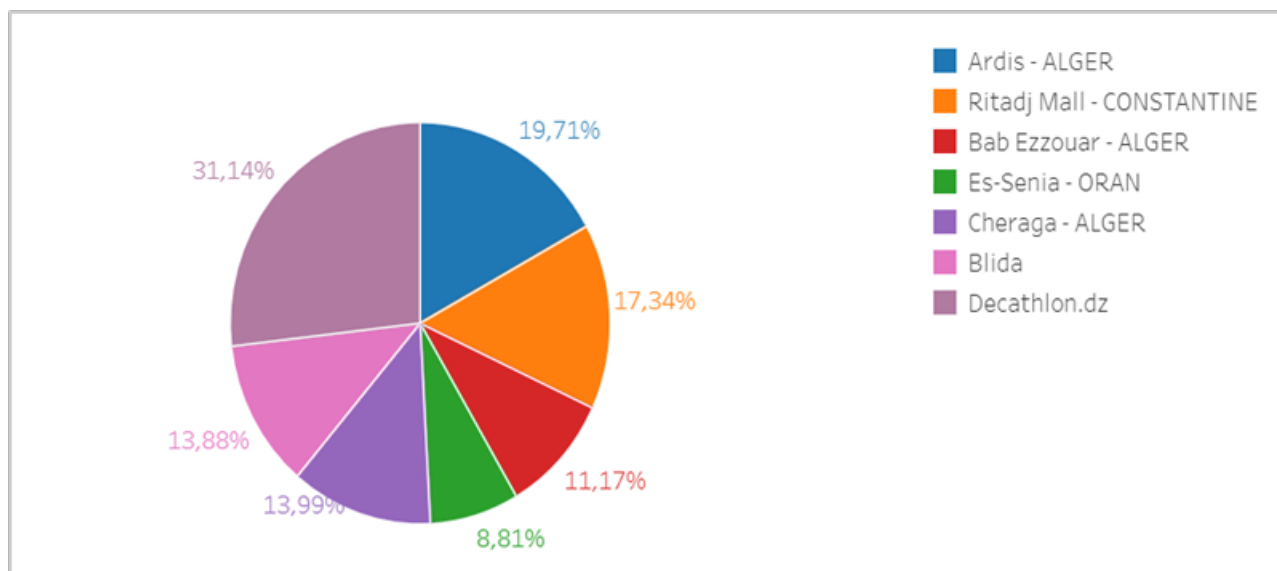


FIGURE 1.19 – Pourcentage des commandes en ligne affectées aux magasins et à l'entrepôt

La figure 1.19 présente une description de la situation actuelle, suivie de l'identification des principaux dysfonctionnements et de leurs causes racines.

Depuis juin 2023 jusqu'à aujourd'hui, seulement 31,14% des commandes liées à l'e-commerce de Decathlon El Djazair sont préparées à partir du stock de l'entrepôt. Cela signifie que la majorité, soit 68,86% des commandes e-commerce, sont préparées à partir des stocks des autres magasins.

Cette situation crée des défis logistiques et de gestion des stocks, car les magasins doivent équilibrer les demandes des clients en ligne et en magasin, entraînant souvent des ruptures de stock pour les clients physiques et des retards pour les clients en ligne.

1.4.3 Dysfonctionnements, causes racines et énoncé de la problématique

4.3.1 Dysfonctionnements et causes racines

Conflits de Stock entre Clients en Ligne et en Magasin :

- **Clients Digitaux Avantagés** : Les clients physiques peuvent trouver des articles en rupture de stock en magasin, car ces articles sont réservés pour les commandes en ligne.
- **Clients Physiques Avantagés** : À l'inverse, un client physique peut acheter un article en magasin avant que la commande en ligne soit préparée, entraînant une rupture de stock pour le client en ligne.

Gestion des Stocks :

- **Entrepôt** : Ce problème n'existe pas dans les entrepôts, car la quantité commandée par un client digital peut être immédiatement allouée et soustraite du stock disponible.
- **Absence de Stock de Sécurité pour l'E-commerce** : Il n'y a pas de stock de sécurité dédié aux commandes e-commerce, ce qui aggrave les problèmes de disponibilité des produits.

Surcharge de Travail :

- **Entrepôt** : Le personnel de l'entrepôt pourrait être chargé de préparer davantage de commandes e-commerce pour améliorer l'efficacité.
- **Magasin** : Le personnel des magasins est souvent surchargé en raison de la préparation des commandes e-commerce, ce qui peut nuire à leur efficacité et à la satisfaction des clients en magasin.

4.3.2 Énoncé de la problématique

Les résultats des deux diagnostics, interne et externe, nous ont conduit à formaliser la problématique suivante : comment Decathlon El Djazair peut-il optimiser l'équilibre entre les commandes en ligne traitées par l'entrepôt et celles attribuées aux magasins dans une stratégie omnicanale, afin de garantir la disponibilité des articles pour les clients physiques et virtuels ?

Pour cerner cette problématique, principalement trois questions peuvent se poser :

1. Comment augmenter la proportion de commandes préparées à partir du stock de l'entrepôt pour réduire les conflits de stock entre les clients en ligne et en magasin ?
2. Quels mécanismes peuvent être mis en place pour instaurer un stock de sécurité dédié à l'e-commerce afin d'améliorer la disponibilité des produits ?
3. Comment rééquilibrer la charge de travail entre le personnel des entrepôts et des magasins pour éviter les surcharges et améliorer l'efficacité opérationnelle ?

C'est dans ce cadre que s'inscrit notre contribution ; le chapitre suivant traite des éléments d'état de l'art en relation avec ces questions, notamment les meilleures pratiques de gestion de stock, les stratégies d'optimisation de la chaîne d'approvisionnement et les approches de gestion des ressources humaines pour équilibrer les charges de travail. La cause racine de ces dysfonctionnements étant la disponibilité des produits en entrepôt, il est essentiel de trouver des solutions pour améliorer cet aspect critique.

1.5 Conclusion

L'étude de l'existant, la compréhension du contexte d'activité et le diagnostic effectué nous ont permis d'identifier les dysfonctionnements et de formuler clairement la problématique à résoudre. Avant d'aborder la solution proposée ainsi que la méthodologie adoptée pour sa conception, il est nécessaire d'examiner certains concepts, définitions, termes et terminologies. Ces éléments sont essentiels pour cerner l'objet de notre problématique et de sa résolution.

CHAPITRE 2 : Etat de l'art

“Appréhender un nouveau savoir, c'est l'intégrer à une structure de pensée existante.”
Marcel Proust

Chapitre 2

Etat de l'art

2.1 Introduction

Ce chapitre, fondamental à tout projet, traitera des définitions, termes, terminologies et présentation des concepts plus tard utilisés dans notre solution . Il traitera principalement les notions du supply chain management dans le secteur du retail, également appelé commerce de détail, l'omnicanalité et les défis logistiques liés à cette dernière tels que la synchronisation des niveaux de stocks entre les canaux physiques et virtuels, les techniques d'exploration de données, etc. Autant d'éléments à connaître afin de cerner l'objet de notre problématique et de sa résolution.

2.2 La Distribution : Un maillon de la supply chain avale

La supply chain est une configuration organisationnelle qui représente un réseau hiérarchique, dynamique et séquentiel d'entreprises autonomes allant du fournisseur principal au client final.

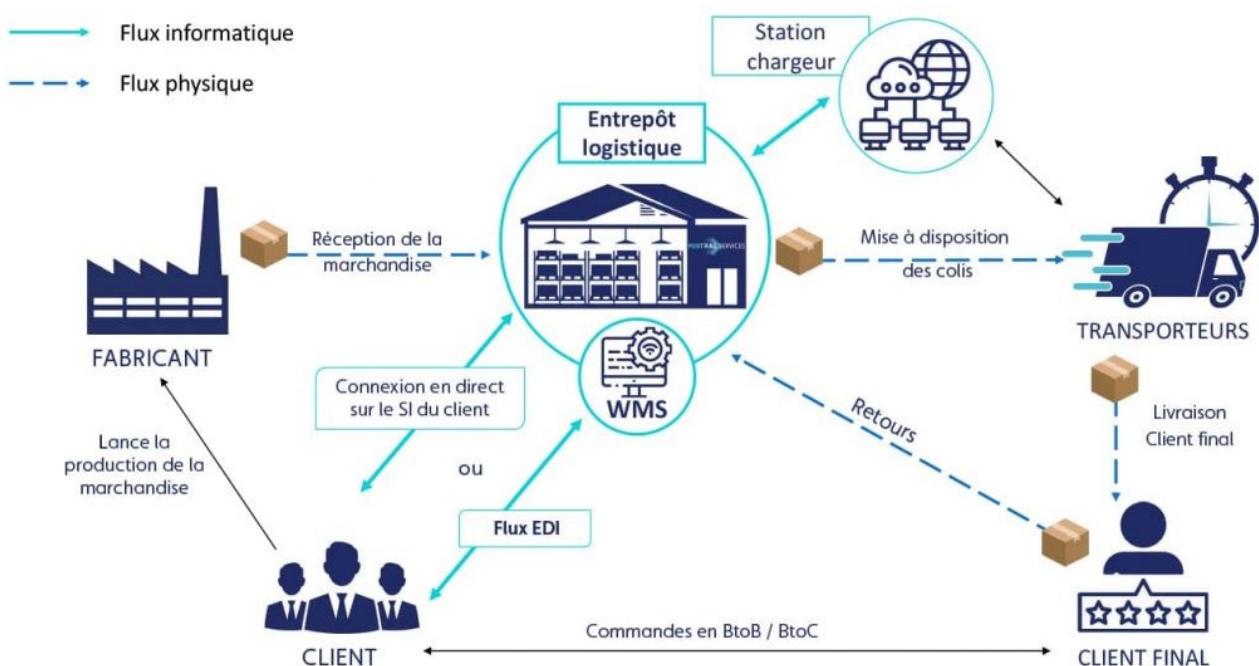


FIGURE 2.1 – Les différents flux de la supply chain [6]

Ces entreprises sont reliées par des flux amonts et aval (physiques, informationnels, financiers et de connaissances), des processus transversaux, mais aussi par des relations de natures et de niveaux variés, dans le but de satisfaire les parties prenantes (clients, membres, gouvernement et autres parties) grâce à une meilleure coordination et intégration, mais aussi par une plus grande flexibilité et réactivité.[5]

La Supply Chain peut être comprise en deux parties distinctes, l'amont et l'aval. L'amont se base sur la phase d'approvisionnement et de stockage des matériaux, tandis que l'aval se focalise sur la distribution des produits finis une fois la production terminée.

Par conséquent, la distribution est un processus clé qui amène un produit sur le marché, incluant les opérations de stockage et de transport nécessaires pour déplacer les produits vers le client. Elle constitue l'un des "P" du mix marketing (placement) et sert de lien entre le producteur et le consommateur.

Dans le domaine de la logistique, la distribution est une fonction cruciale, en complément de l'approvisionnement et de la production. La logistique de distribution se concentre sur le choix des emplacements des entrepôts, les procédures de stockage, la gestion des commandes et de l'emballage, ainsi que le transport des articles vers le consommateur. La distribution peut être directe (livraisons directes) ou indirecte (stocks d'entrepôt) [4] .

A. Distribution Directe

La distribution directe consiste à déplacer un produit directement du fabricant au consommateur sans l'intervention d'intermédiaires. Son avantage est que le fabricant reste en contact avec le produit et reçoit simultanément des retours cruciaux de la part des clients. Les livraisons directes sont idéales lorsque le client commande une quantité importante de marchandises auprès d'un seul fournisseur (environ 6 à 8 palettes) ou lorsque les produits nécessitent un traitement spécial ou des circonstances de transit particulières.

B. Distribution Indirecte

La route empruntée par un produit du fabricant au client via une connexion de distribution intermédiaire est appelée distribution indirecte (commerce de détail, commerce de gros).

1. Retail (Commerce de Détail)

Le retail, appelé aussi commerce de détail, indique l'ensemble des activités liées à la vente directe de produits ou de services aux consommateurs finaux. Il s'agit donc du dernier maillon de la supply chain, celui qui permet aux clients d'accéder à une large gamme de biens et de prestations. Le retail peut concerner aussi bien des entreprises physiques (comme les magasins, boutiques, supermarchés) que des plateformes en ligne (sites e-commerce, marketplaces). Il existe plusieurs catégories de retail, notamment en fonction de la taille de l'entreprise, de sa méthode de vente ou encore de son modèle économique [7] . Le commerce de détail peut exister sous deux formes :

Sans magasins : Dans ce cas de vente au détail sans magasin, les ventes au consommateur final sont effectuées via des catalogues, des ventes télévisées, par téléphone ou éventuellement des services internet. Les ventes directes et les ventes automatisées sont deux exemples de ce type de vente au détail.

Avec magasins : Ce type est ensuite divisé en vente au détail en libre-service (self-service retail), en libre-choix (self-selection retail), en service limité (limited service retail) et en service complet (full-service retail).

2. Wholesale (Commerce de Gros)

Le commerce de gros est un commerce à grande échelle mené par un intermédiaire de distribution ; il ne vise pas les consommateurs finaux (individus, ménages). Par conséquent, il s'agit d'un échange entre des entités commerciales (B2B). Le commerce de gros peut être divisé en différents types, notamment le Commerce de gros classique (Classic wholesale), le Commerce de gros avec une gamme complète de services (Wholesale with a full range of services), et le Commerce de gros avec une gamme limitée de services (Wholesale with a limited range of services).

Commerce de gros classique (Classic wholesale) : Il représente des entreprises indépendantes qui achètent des marchandises auprès des fabricants, en deviennent propriétaires et les revendent en leur nom. Le commerce de gros classique est ensuite divisé en une gamme complète de services et une gamme limitée de services.

Commerce de gros avec une gamme complète de services (Wholesale with a full range of services) : Fournit des services allant du stockage à l'offre de services de crédit en passant par le support de gestion. Alors que le grossiste en produits offre une ou quelques lignes de produits sur le marché, le grossiste général se concentre sur une gamme plus large de produits.

Commerce de gros avec une gamme limitée de services (Wholesale with a limited range of services) : Ne fournit qu'une petite sélection de services ou une petite variété d'articles souvent très demandés. En plus du commerce de gros traditionnel, les courtiers et les agents mènent également des activités sur le marché. Leur principale distinction par rapport aux distributeurs traditionnels est qu'ils n'obtiennent pas de droits de propriété sur les produits. Ils ont une gamme d'activités limitée et ne servent que d'intermédiaires pour ces marchandises . [4]

2.2.1 Les canaux de distribution

Pour comprendre le thème de la vente au détail omnicanal, il est essentiel de se familiariser d'abord avec certains concepts fondamentaux du marketing. Dans ce contexte, il est crucial de définir le concept de canaux de commercialisation. Cette section examinera les définitions des canaux de commercialisation ainsi que la notion d'omnicanal, afin de fournir un cadre clair pour l'étude à venir.

Le canal de distribution est défini par l'American Marketing Association comme étant « un réseau organisé (système) d'agences et d'institutions qui, de manière synergique, assurent toutes les fonctions nécessaires pour mettre en lien les producteurs avec le consommateur final dans le but d'accomplir une tâche marketing ». Autrement dit, le canal de distribution est le chemin parcouru par un produit pour aller du producteur vers le consommateur final. Il existe quatre catégories de canaux :

1. **Le canal direct :** Il n'y a pas d'intermédiaire entre le producteur et le consommateur.
2. **Le canal court :** Il existe un seul intermédiaire entre le producteur et le consommateur.
3. **Le canal court intégré ou associé :** Les fonctions de gros et de détail sont intégrées dans une même entreprise.
4. **Le canal long :** Il existe plus d'un intermédiaire entre le producteur et le consommateur.

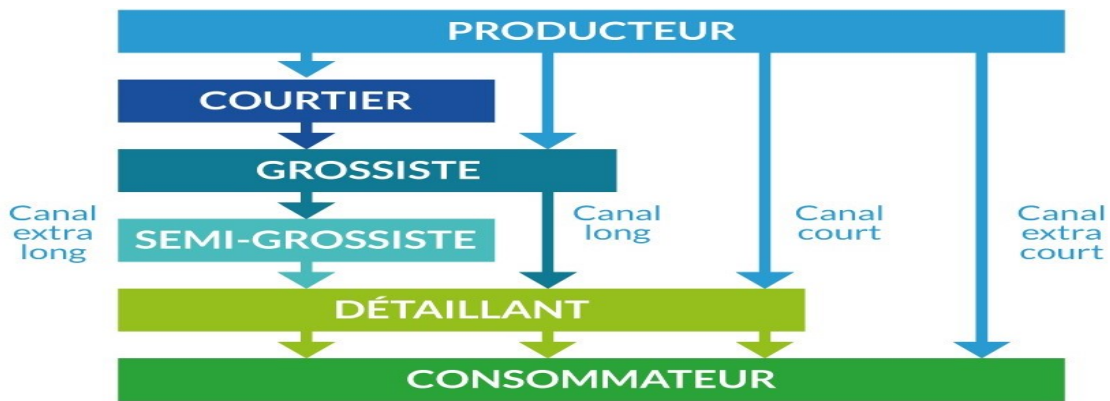


FIGURE 2.2 – les différents canaux de distribution [8]

2.2.2 Les structures de Distribution

La structure de distribution se compose d'un ensemble d'unités organisationnelles et d'intermédiaires externes. Il est nécessaire de garantir l'assemblage des biens, le transport, le stockage, la manipulation et la communication. Nous distinguons les structures de distribution verticales et horizontales.

1.2.1. Structure de distribution verticale

L'agencement vertical fait référence aux différents échelons de stockage dans le réseau logistique. On identifie généralement quatre catégories principales :

1. **Dépôts de production** : Situés directement sur les sites de fabrication, ils ne contiennent que les articles produits localement.
2. **Entrepôts centraux** : Positionnés au-dessus des dépôts de production dans la hiérarchie, ils sont peu nombreux et abritent l'ensemble de la gamme de produits de l'entreprise.
3. **Plateformes régionales** : Leur rôle est de constituer des réserves pour répondre aux besoins de plusieurs zones de vente au sein d'une région donnée.
4. **Centres de distribution** : Placés au niveau le plus bas, ils sont répartis de façon décentralisée dans les zones de vente. Leur mission est de préparer les commandes clients en fractionnant les lots.

1.2.2. Structure de distribution horizontale

L'agencement horizontal se concentre sur la répartition géographique des entrepôts à chaque niveau, leur emplacement et leur zone de couverture. Le choix des sites prend en compte divers facteurs tels que la proximité des clients, le volume et la fréquence des commandes, les habitudes d'achat, la localisation des usines et les coûts associés (immobilier, stockage, transport).

- Les centres de distribution sont les plus nombreux et peuvent être ajustés rapidement.
- Les dépôts de production sont présents sur chaque site de fabrication, avec possibilité de regroupement si jugé économiquement viable.
- L'entrepôt central, souvent unique, centralise l'ensemble de l'assortiment, idéalement au cœur de la zone de vente, bien que la demande soit rarement uniforme.

2.3 Distribution Omnicanal : Contexte et Défis Logistiques

2.3.1 Multicanal et Cross Canal vs. Omnicanal : Évolution du Paysage du Retail

Autrefois, les magasins physiques étaient les seuls points de contact pour les consommateurs grâce à l'expérience tactile qu'ils offraient. Avec l'avènement des technologies, les distributeurs ont développé d'autres canaux de vente, tels que les sites web et les grandes surfaces, formant une stratégie multicanale. Cette approche permettait aux consommateurs de choisir parmi différents canaux pour leurs achats, mais sans intégration entre eux ni avec l'expérience client.

Ainsi, le commerce électronique a transformé le paysage du retail, offrant une simplicité et une rapidité d'achat inédites. L'introduction du commerce mobile et du commerce social a poussé les détaillants à intégrer ces nouveaux canaux aux canaux existants, menant à la stratégie omnicanal.

Les concepts de multicanalité, de cross-canalité et d'omnicanalité seront détaillés dans les sections suivantes.

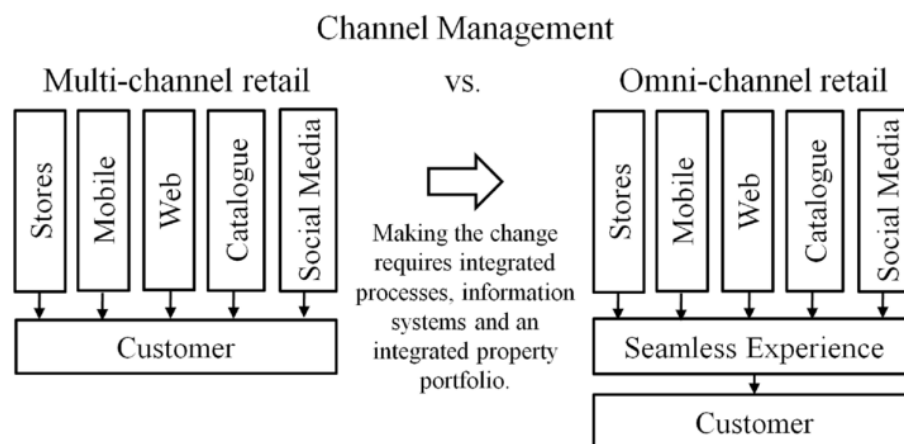


FIGURE 2.3 – Comparaison entre la gestion des canaux multicanal et omnicanal

2.1.1 Le Multicanal et le Cross Canal

La distribution multicanal utilise plusieurs canaux de vente indépendants pour interagir avec les clients. Selon Neslin et al. (2006) [9] la gestion des clients multicanal consiste à concevoir, déployer, coordonner et évaluer les canaux pour améliorer la valeur client par une acquisition, une rétention et un développement efficaces. Les canaux multicanal incluent généralement les magasins physiques, les sites web, les applications mobiles, les catalogues et les plateformes de médias sociaux, souvent indépendants, ce qui peut fragmenter l'expérience client.

TABLE 2.1 – Exemples de types de canaux utilisés dans la distribution multicanal

Type de canal	Exemple
Magasin physique	Boutiques, supermarchés
Site Web	E-commerce, vitrines en ligne
Application mobile	Apps de vente en ligne, apps de fidélité
Catalogue	Catalogues imprimés, catalogues en ligne
Médias sociaux	Facebook, Instagram, Twitter

Cependant, ce modèle peut conduire à des inefficacités opérationnelles et à une expérience client incohérente. Par exemple, un client peut commencer un achat en ligne et ne pas pouvoir compléter la transaction en magasin en raison de systèmes de gestion des stocks déconnectés. Contrairement à ce modèle multicanal, l'omnicanal vise à intégrer de façon fluide tous les canaux physiques et virtuels, créant une expérience client unifiée et enrichie à travers tous les points de contact comme illustré dans la figure 16. Par exemple, un consommateur pourrait commencer ses achats sur son téléphone, modifier sa commande sur son ordinateur, et récupérer ses articles en magasin ou les faire livrer à domicile.

2.1.2 l'Omnicanalité

L'intégration de points de contact marque le début de la stratégie dite « omnicanal ». Par définition, « omni » signifie en latin « tout » ou « chaque ». L'omnicanal consiste donc à utiliser tous les canaux physiques et virtuels dans le but de créer non pas seulement une transaction, mais bien une expérience globale [10]. Cela signifie que les clients peuvent naviguer et acheter sans interruption entre les différents canaux.



FIGURE 2.4 – La distribution omnicanale [11]

L'omnicanal est crucial pour répondre aux attentes des clients modernes qui recherchent une expérience d'achat fluide. Brynjolfsson, Hu et Rahman (2013) soulignent que les nouveaux canaux brisent les anciennes barrières telles que la géographie et l'ignorance des consommateurs. Cette évolution oblige les détaillants et leurs partenaires à repenser leurs stratégies compétitives [12].

2.3.2 Défis Logistiques de l'Omnicanal

La distribution omnicanal pose des défis significatifs qui nécessitent une révision complète des processus de distribution et une réorganisation des centres de distribution.

Historiquement, les détaillants ont construit des centres distincts pour les magasins physiques et le commerce électronique. Cependant, avec l'émergence de l'omnicanalité, les entreprises doivent intégrer ces opérations pour offrir une expérience client cohérente, indépendamment du canal de vente choisi.

L'omnicanalité exige une gestion intégrée et proactive des décisions de distribution et de livraison. Les consommateurs recherchent des options flexibles, rapides et fiables, ce qui rend essentiel la localisation stratégique des entrepôts, la gestion de la capacité des stocks, l'optimisation du transport des marchandises jusqu'au dernier kilomètre, ainsi que la maîtrise des coûts associés. L'intégration des systèmes de traitement des commandes doit répondre aux attentes croissantes des consommateurs en termes de commodité et de disponibilité des informations en temps réel tout au long du processus de livraison.

Par ailleurs, l'alignement des objectifs marketing, visant à élargir la zone de vente et à augmenter la satisfaction client, avec les objectifs opérationnels de réduction des coûts de distribution, ajoute une dimension supplémentaire de complexité. Pour gérer efficacement ces défis, une approche intégrée est nécessaire, optimisant à la fois les coûts et la satisfaction client, tout en permettant une adaptation aux fluctuations de la demande et aux évolutions de l'environnement commercial omnicanal.

Parmi les défis de ce nouveau modèle, on trouve principalement : la concurrence et la synergie entre les canaux, les défis de gestion de stock, notamment la synchronisation des niveaux de stocks entre les canaux physiques et virtuels, ainsi que la disponibilité des stocks et l'entreposage dans le contexte omnicanal. Les titres suivants offriront une analyse détaillée de ces aspects.

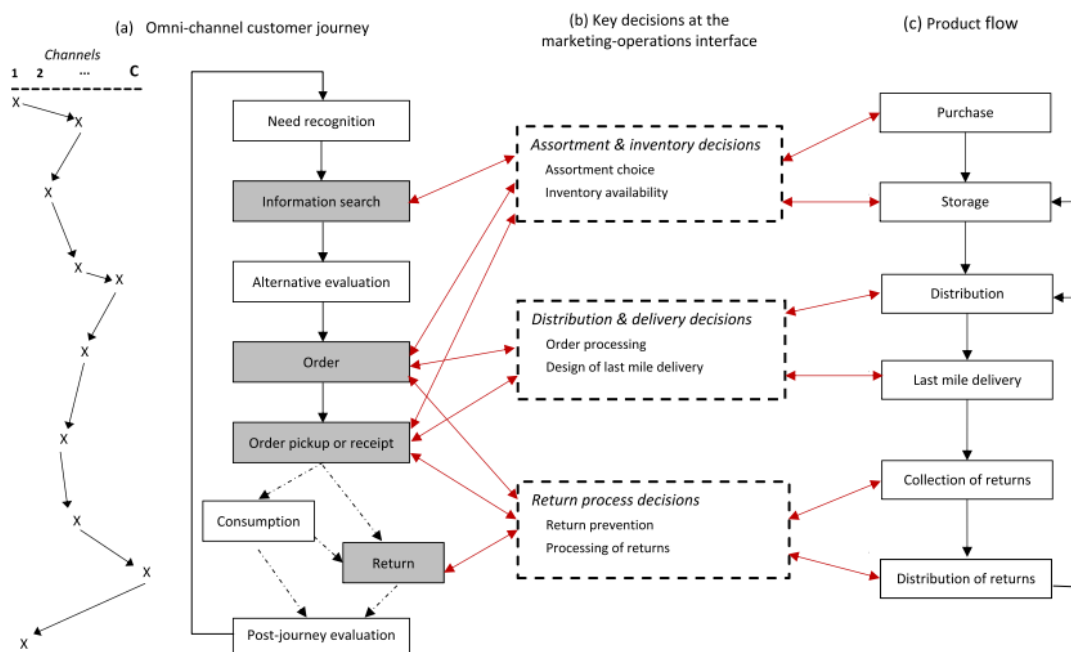


FIGURE 2.5 – Connexion du parcours client omnicanal au flux de produits [13]

2.2.1 Concurrence et synergie entre les canaux

Selon des recherches antérieures, les détaillants en double canal avec des plateformes de commerce électronique en ligne et des magasins physiques hors ligne rencontrent de sérieux problèmes de concurrence entre les canaux. Certains chercheurs ont constaté que l'ouverture de canaux en ligne par les détaillants entraîne des conflits entre les canaux doubles des détaillants en raison de la concurrence pour la demande du marché. Lorsque les produits vendus entre les canaux sont similaires, les conflits entre les canaux seront aggravés, ce qui réduira inévitablement l'efficacité globale des canaux.

Parfois, l'ouverture de canaux en ligne par les détaillants amène les consommateurs des canaux hors ligne à se tourner vers les canaux en ligne pour acheter des produits, provoquant des conflits entre les canaux en ligne et hors ligne en raison de la concurrence pour une plus grande part de marché.

Il existe une concurrence de prix entre ces canaux. La raison principale des conflits entre ces derniers est le problème de tarification des produits dans différents canaux. Les canaux en ligne peuvent proposer des prix plus bas aux consommateurs et attirer davantage de clients en commandant directement auprès des fabricants, en attirant du trafic et en vendant des produits de moindre qualité, ce qui aggrave encore la contradiction entre les canaux en ligne et hors ligne.

Dans le modèle omnicanal, on observe des problèmes de concurrence entre les différents canaux de vente ainsi que des variations de la demande du marché. Certains chercheurs ont découvert que par exemple l'adoption par les détaillants du modèle BOPS (Buy Online, Pick Up in Store, c'est-à-dire "Achetez en ligne, retirez en magasin") incite les consommateurs à se rendre dans les magasins physiques, ce qui entraîne des coûts d'exploitation plus élevés pour ces magasins et par conséquent la relation entre les canaux affecte les variations de la demande dans les différents canaux ainsi que la demande totale. Il est crucial de définir une stratégie de stockage adéquate dans le commerce de détail. Il est nécessaire d'approfondir la recherche sur la relation de concurrence entre les canaux omnicanal [14] .

2.2.2 Défis de Gestion de stock dans le contexte du commerce omnicanal

A. Synchronisation des niveaux de stocks entre les canaux physiques et virtuels et disponibilité de stocks

La synchronisation des niveaux de stocks entre les canaux physiques (magasins physiques) et virtuels (commerce électronique) est cruciale pour garantir une expérience d'achat fluide et cohérente pour les consommateurs omnicanal.

Dans un monde omnicanal, les décisions de disponibilité des stocks incluent la propriété des stocks et leur localisation physique à travers les différents canaux. La propriété des stocks implique le choix entre les modèles revendeur (Reseller) et MSP (Managed Service Provider). Chaque modèle présente des avantages et des inconvénients en termes de marketing et d'opérations.

1. **Modèle revendeur** : Dans le modèle revendeur, un détaillant en ligne détient son propre inventaire, et par conséquent, la disponibilité des produits est directement influencée par ses propres politiques de stock. Cela favorise les objectifs marketing de livraison rapide et de minimisation des ventes perdues en raison des ruptures de stock, ce qui conduit à

une fidélisation accrue des clients. Cependant, cela nécessite que le détaillant supporte des coûts opérationnels et d'inventaire.

2. **Modèle MSP (Managed Service Provider)** : Dans le modèle MSP, la décision de disponibilité est déléguée aux fournisseurs, bien que les détaillants concluent des accords avec les fournisseurs concernant la disponibilité. Cela permet aux détaillants en ligne d'offrir une grande variété de produits, ce qui est bénéfique du point de vue marketing. De plus, cela offre la possibilité de rendre les produits disponibles avec une variété d'offres de services provenant de différents fournisseurs à des prix différents. La variété d'assortiment ainsi mise à disposition à des prix et délais de livraison variables est susceptible d'affecter les intentions de rachat des consommateurs. Cependant, d'un point de vue opérationnel, le modèle MSP implique une dépendance vis-à-vis des fournisseurs pour assurer le contrôle de la chaîne d'approvisionnement.

La décision d'adopter le modèle revendeur ou MSP (ou même un mélange des deux) est complexe car non seulement chacune des options est associée à des tensions entre les objectifs marketing et opérationnels, mais le choix d'une option renonce également aux avantages marketing/opérationnels de l'autre option. Par exemple, la fonction opérationnelle ne peut pas bénéficier simultanément du contrôle de la chaîne d'approvisionnement offert par le modèle revendeur et des coûts d'inventaire réduits associés au modèle MSP. Ainsi, fournir des lignes directrices pour optimiser le mix des modèles commerciaux pour chaque catégorie de produits et segment de clientèle contribue à un meilleur alignement entre les deux fonctions.

En ce qui concerne la localisation des stocks, l'existence de multiples canaux de vente et de distribution a des répercussions significatives sur le marketing et les opérations, et ajoute une complication importante. Les décisions pertinentes incluent la détermination de la nécessité de disposer de plusieurs points de stockage à partir desquels les articles sont livrés aux clients, quels clients reçoivent des livraisons à partir de quel(s) point(s) de stockage dans quelles circonstances, et comment gérer les pénuries de stock à travers les lieux physiques. Typiquement, il existe des tensions entre les objectifs marketing et opérationnels associés à ces décisions.

Un bon exemple est la manière dont les détaillants basés en magasin réalignent le processus de distribution physique lors de l'intégration d'un canal en ligne dans leur modèle d'entreprise. Il a été constaté qu'il était plus efficace de répondre aux commandes en ligne en utilisant des stocks mutualisés dans des installations de distribution dédiées au canal en ligne que des stocks distribués dans les magasins ou l'application du modèle MSP. Cependant, les stocks mutualisés sont moins efficaces pour favoriser la fidélisation des clients. De plus, il a été observé que l'introduction de fonctionnalités inter-canaux peut augmenter la surface de vente globale des détaillants, mais au détriment des coûts d'inventaire. Les détaillants basés en magasin évaluent généralement les options de localisation des stocks en fonction du coût de service aux clients et ne tendent pas à considérer les objectifs marketing.

En résumé, lorsqu'il s'agit de décider où localiser les stocks, il est important de trouver un équilibre entre les considérations marketing, qui bénéficient d'une distribution plus large des stocks en augmentant la disponibilité des produits et la rapidité de la livraison, et celles des opérations qui favorisent un regroupement plus important des stocks. En fin de compte, il s'agit de comprendre comment la localisation des stocks affecte à la fois la rentabilité (perspective à court terme) et la fidélisation des clients (perspective à long terme). De plus, la redistribution interne des stocks (entre ou à l'intérieur des canaux) peut être utilisée pour résoudre les déséquilibres des stocks. Les coûts opérationnels associés à cette redistribution peuvent être compensés par des ventes supplémentaires résultant de

la disponibilité au bon moment et au bon endroit [15] .

B. Défis pour l'entrepotage dans le contexte omnicanal

L'un des défis rapportés dans un contexte omnicanal est que les clients en ligne s'attendent à des délais plus courts entre la commande et la livraison, ce qui nécessite des temps de traitement plus rapides dans les entrepôts. En plus de se concentrer sur les délais, les détaillants s'efforcent de réduire les coûts d'entrepotage afin de rester compétitifs. Un autre défi est de gérer et coordonner une gamme plus large de flux entrants et sortants ainsi qu'une variété de caractéristiques de commande pour les magasins de détail et les clients en ligne.

À long terme, l'espace d'entrepotage devient une contrainte importante, ce qui nécessite des approches différentes pour équilibrer la demande et la capacité au fil du temps. Un des problèmes est la nécessité d'espaces plus grands pour augmenter le débit et trier les marchandises entrantes et sortantes. En plus d'utiliser des créneaux horaires pour la gestion des marchandises, les détaillants peuvent envisager la mutualisation et l'équilibrage de l'espace d'entrepotage et de la main-d'œuvre. Un aspect critique pour libérer de l'espace est l'intégration des positions de stock pour le réapprovisionnement des magasins et les commandes en ligne. Cependant, cette intégration nécessitera une gestion des stocks plus avancée ainsi qu'un personnel dédié avec de nouvelles compétences. Le stockage intégré peut également conduire à un mélange de méthodes de prélèvement (par exemple, prélèvement unique versus prélèvement par lots) et à la nécessité de systèmes de gestion d'entrepôt avancés (WMS).

Les détaillants omnicanal accélèrent la mise en œuvre de diverses solutions d'automatisation, et une large gamme de nouvelles technologies est testée pour rendre la manutention des matériaux plus efficace et efficiente. Le besoin d'intégrer divers systèmes au sein d'un entrepôt et à travers l'ensemble de l'omnicanal augmente également avec l'importance croissante du partage en temps réel des informations sur les stocks et les commandes, tant en interne qu'en externe [16] .

2.2.3. Méthodes de gestion de stock adaptées à l'omnicanalité

La gestion des stocks dans un environnement omnicanal implique l'utilisation de plusieurs modèles stratégiques pour optimiser la disponibilité des produits tout en minimisant les coûts opérationnels. Les modèles BOPS, BOSS et BOFS ont été étudiés [17]. Ils représentent différentes approches de gestion des commandes en ligne et de leur exécution via des canaux physiques et virtuels.

Le modèle BOPS (Order Online, Pick up Offline) permet aux clients de passer commande en ligne via le site web ou l'application d'un détaillant. Au lieu de se faire livrer à domicile, les clients ont la possibilité de récupérer leurs articles dans un magasin physique, souvent celui qui est le plus proche ou le plus pratique pour eux.

BOPS influence le partage des stocks en utilisant les magasins physiques comme points de collecte. Cela signifie que les articles commandés en ligne peuvent être prélevés sur les stocks disponibles dans les magasins locaux, optimisant ainsi l'utilisation des stocks déjà en place.

Dans le deuxième modèle BOSS (Order Online, Ship to Store), les clients passent commande en ligne et choisissent de faire livrer leurs articles dans un magasin physique spécifique. Les articles sont expédiés depuis un centre de traitement des commandes vers le magasin choisi par le client.

BOSS impacte le partage des stocks en permettant une gestion centralisée des stocks dans les centres de traitement des commandes. Les stocks peuvent être redistribués efficacement entre les différents magasins en fonction des préférences des clients pour la collecte en magasin.

En fin, le modèle BOFS (Order Online, Store Delivery) implique que les commandes en ligne sont remplies directement à partir des stocks disponibles dans les magasins physiques, qui sont ensuite livrés directement au domicile du client ou à une adresse spécifiée.

BOFS optimise le partage des stocks en utilisant les stocks existants dans les magasins physiques pour remplir les commandes en ligne, réduisant ainsi les coûts de logistique et améliorant la satisfaction client grâce à une livraison plus rapide.

Ces modèles démontrent l'importance de l'intégration des canaux de vente et de la flexibilité dans la gestion des stocks. En permettant une utilisation efficace des ressources existantes et en minimisant les temps de réponse, les détaillants peuvent améliorer la satisfaction client tout en réduisant les coûts logistiques.

A. Stockage par classe

C'est une stratégie qui implique la classification des produits en fonction de leur importance relative ou de leurs caractéristiques spécifiques. Cette approche permet d'adapter les méthodes de stockage et de gestion en fonction des besoins spécifiques de chaque catégorie de produits. Parmi les méthodes de classification les plus couramment utilisées, on trouve la classification ABC, basée sur le volume des ventes ; la classification FMR, basée sur la fréquence des commandes ; et la classification XYZ, basée sur la fluctuation de la demande.

- La classification ABC divise les produits en trois catégories en fonction de leur contribution au chiffre d'affaires total de l'entreprise. Elle s'appuie sur le concept de Pareto, également connu sous le nom de principe 80/20. Dans le contexte entrepreneurial, cette règle suggère que la majorité des effets proviennent d'une minorité de causes. Par exemple, il est fréquent qu'une petite fraction de la clientèle génère la majeure partie des revenus. De même, une portion limitée des produits peut occuper la plus grande partie de l'espace de stockage [18].

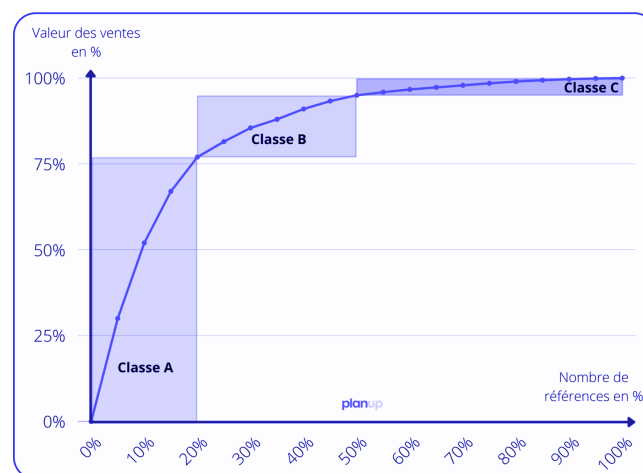


FIGURE 2.6 – Classification ABC

Les produits de la catégorie A représentent généralement une petite proportion du volume total des produits, mais contribuent de manière significative au chiffre d'affaires. Les produits de la

catégorie B ont un volume de ventes moyen, tandis que les produits de la catégorie C ont un volume de ventes faible [19] . .

B. Méthodes de réapprovisionnement

Afin de maintenir à un seuil acceptable le niveau de stock d'un produit fixé, il est nécessaire de déterminer quelles quantités commander et à quelles dates, de manière à minimiser le coût global. Ce problème peut être traduit par le choix d'une méthode de réapprovisionnement adéquate. Cette politique doit faire preuve de souplesse quant aux erreurs de prévisions sur lesquelles la méthode est fondée. Les différents modes d'approvisionnement s'articulent autour de la quantité à commander et de la période de réapprovisionnement comme le montre le tableau 2.2.

Quantité (Combien ?)	Période (Quand ?)	
	Période fixe	Période variable
Quantité fixe	Méthode de réapprovisionnement fixe périodique	Méthode du point de commande
Quantité variable	Méthode de complètement périodique	Approvisionnement par date et quantité variables

TABLE 2.2 – Tableau des méthodes de réapprovisionnement

C. Stock de sécurité

Le stock de sécurité joue un rôle crucial dans la gestion des approvisionnements. Son objectif principal est de prévenir les pénuries causées par les fluctuations imprévues de la demande ou les retards de livraison. Il sert aussi de protection contre les écarts entre les prévisions et la consommation réelle. La détermination du niveau optimal de ce stock dépend de plusieurs facteurs clés :

1. L'équilibre entre coûts de stockage et coûts d'opportunité : Un ratio élevé des coûts de stockage par rapport aux coûts d'opportunité tend à réduire le niveau du stock tampon.
2. L'ampleur des incertitudes : Des aléas plus importants nécessitent généralement un stock de sécurité plus conséquent.
3. L'objectif de qualité de service : Un engagement envers un taux élevé de commandes livrées à temps implique souvent un stock tampon plus important.

Le calcul précis de ce stock prend en compte à la fois les variations de la demande et les fluctuations des délais d'approvisionnement. Diverses méthodologies existent pour estimer la quantité optimale de ce stock de sécurité, chacune adaptée à des contextes spécifiques de gestion des stocks.

Considérons un intervalle de temps T comprenant un assez grand nombre de périodes sous les hypothèses suivantes :

- DL : Le délai de livraison fixe.
- La consommation varie autour d'une moyenne D sur une période x donnée et selon une loi normale d'écart type σ_x .

- Sur le laps de temps T , on considère que les périodes sont indépendantes. Il y a donc additivité des variances : $\sigma_{x,DL}^2 = \sigma_x^2 \times DL$.
- z : Coefficient de service.

Le stock de sécurité est donc égal à :

$$SS = z \cdot \sigma_{x,DL} = z \cdot \sigma_x \cdot \sqrt{DL}$$

Cette méthode permet d'ajuster le stock de sécurité en fonction de la variabilité de la demande et du délai de livraison, tout en tenant compte du niveau de service souhaité (représenté par le coefficient z) [20] [21] .

D'autres approches de calcul du stock de sécurité telles que l'Approche de Variation de la demande avec erreur de prévision, ou Variation du délai de livraison uniquement ou bien Variation simultanée de la demande et du délai de livraison, permettent de s'adapter aux spécificités de chaque situation, en prenant en compte les incertitudes liées à la demande et aux approvisionnements. Elles visent à optimiser la gestion des stocks en trouvant un équilibre entre la minimisation des risques de rupture et l'évitement du sur-stockage.

Cependant, dans le contexte actuel du retail omnicanal, l'incertitude de la demande prend une nouvelle dimension. La multiplicité des canaux de vente et l'évolution rapide des comportements d'achat des consommateurs rendent la prévision de la demande encore plus complexe. Une explication détaillée de cet aspect sera fournie dans les titres suivants.

2.4 La demande dans le contexte du retail omnicanal

Dans ce nouvel environnement, les méthodes traditionnelles de prévision de la demande doivent être repensées et adaptées. L'intégration de données en temps réel provenant de multiples sources devient cruciale pour une gestion plus précise et réactive des flux de produits.

2.4.1 Prévision de la demande dans ce secteur

Depuis les années 1980, le domaine de la prévision de la demande a connu une évolution significative. Les approches ont varié des méthodes simples comme le lissage exponentiel et les moyennes mobiles, des modèles de type ARIMA, des méthodes d'apprentissage automatique. Des études comparatives et des compétitions internationales ont permis d'évaluer l'efficacité de ces différentes méthodes dans le contexte de la chaîne d'approvisionnement.

Le commerce de détail omnicanal a introduit de nouveaux défis en matière de prévision. La nécessité de prédire à la fois les ventes en ligne et en magasin a conduit à l'adoption de stratégies de prévision hiérarchique. Les horizons de prévision varient selon les niveaux de la chaîne d'approvisionnement, allant du trimestriel au quotidien. À différents niveaux de la chaîne d'approvisionnement, l'horizon de prévision varie de trimestriel à mensuel, voire quotidien. La prévision de produits est complexe en raison des différentes caractéristiques physiques telles que la couleur, la taille et l'emballage, ainsi que de l'importance du mélange de produits entre les catégories de produits. Des recherches récentes recommandent de commencer la gestion des catégories par la prévision au niveau de la catégorie, en tenant compte du comportement d'achat inter-catégories ou du mix de produits.

Les défis de prévision dans le commerce de détail en ligne sont effectivement plus complexes que pour les détaillants physiques notamment en matière de :

- Gestion des retours produits, particulièrement fréquents dans l'industrie de la mode en ligne.
- Intermittence élevée des ventes au niveau des produits individuels et sur une base journalière, caractérisée par de nombreuses périodes sans vente.
- Nécessité d'agréger la demande à différents niveaux (produit, localisation, temps) pour obtenir des prévisions plus fiables.

Pour répondre à ces défis, des méthodes de prévision spécifiques ont été développées. Cependant, un aspect crucial reste peu exploré : l'analyse des paniers d'achat et des relations entre produits dans le processus de prévision de la demande.

Cette lacune représente une opportunité de recherche prometteuse. En intégrant l'étude des comportements d'achat par panier, il serait possible d'améliorer significativement la précision des prévisions dans le commerce de détail en ligne. Cette approche permettrait de mieux comprendre les dynamiques d'achat des consommateurs et d'anticiper plus efficacement les tendances de vente [22].

2.4.2 Prévision de la demande : des méthodes classiques aux méthodes basées sur les Rnas

La prévision est un élément crucial dans la planification et la prise de décision des entreprises. Elle vise à anticiper les évolutions du marché pour optimiser les coûts et répondre efficacement à la demande. Pour garantir la fiabilité des analyses, le choix de la stratégie de prévision est déterminant. Deux approches principales se distinguent :

- **L'approche descendante (Top-Down)** : Elle part de données agrégées (par temps, type de produit, zone géographique) pour établir une prévision globale, puis la décompose en prévisions plus détaillées.
- **L'approche ascendante (Bottom-Up)** : Elle commence par des prévisions au niveau le plus fin (par référence de produit) avant de les agréger pour obtenir une vue d'ensemble.

La prévision, à la fois science et art, s'appuie sur deux méthodologies principales d'analyse de données : la statistique qui ajuste les données à des modèles prédéfinis, supposant souvent une distribution connue des observations et l'apprentissage automatique qui utilise l'intelligence artificielle pour générer des prévisions qui s'améliorent avec l'augmentation des données traitées.

La prévision du futur peut être abordée de différentes manières à savoir l'extrapolation, l'analogie, le suivi des leaders, le suivi des tendances, l'expertise et l'intuition.

L'extrapolation considère le futur comme une extension logique du passé. Elle s'appuie sur l'analyse de données historiques pour prédire les tendances futures. Cette méthode est particulièrement pertinente lorsqu'on dispose d'un historique de données fiable et représentatif.

4.2.1 Méthodes de prévision statistiques

Les approches quantitatives de prévision s'appuient sur l'analyse statistique des données historiques, également appelées séries temporelles. Leur objectif est d'établir des liens de causalité

entre des variables explicatives (exogènes) et une variable à prédire (endogène). Ces méthodes quantitatives se divisent en deux catégories principales, comme le montre la figure 2.7.

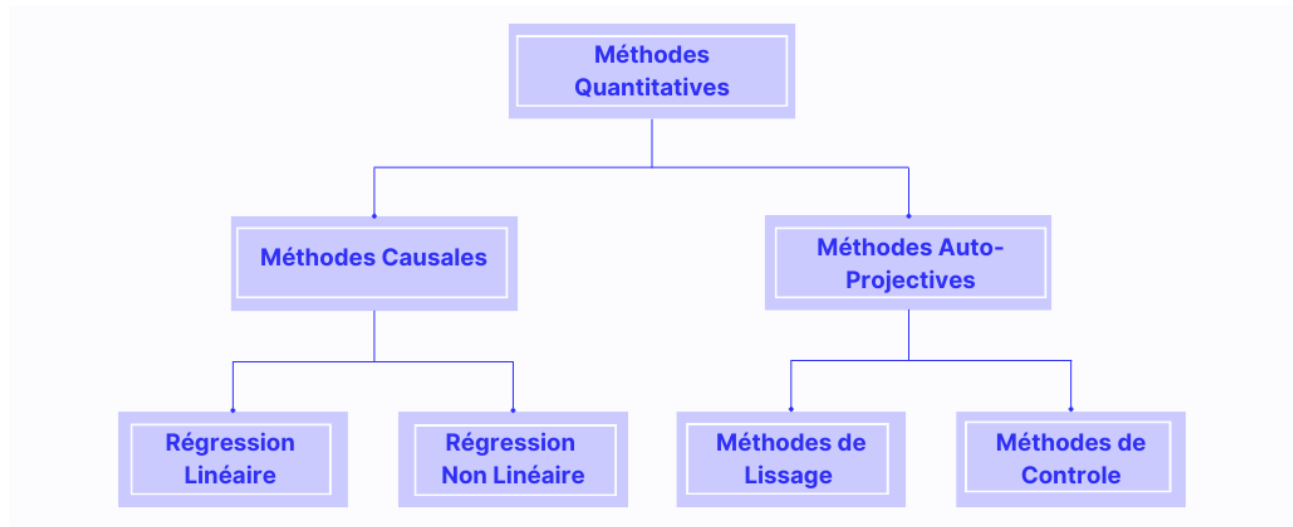


FIGURE 2.7 – Différents types d'approches quantitatives de prévision

- **Les modèles causaux** : Ces techniques visent à identifier les relations de cause à effet entre des variables indépendantes (exogènes) et la variable à prévoir (endogène), en s'appuyant sur des théories économiques. Elles impliquent la création de modèles de régression basés sur les séries chronologiques de ces variables. L'objectif est de prédire le comportement de la variable endogène en fonction des évolutions des variables exogènes.
- **Les méthodes auto-projectives (ou séries chronologiques)** : Cette approche se concentre uniquement sur l'historique de la variable à prédire. Le principe fondamental consiste à appliquer des outils mathématiques et statistiques pour filtrer la série Y_t , afin d'obtenir les valeurs futures y_{t+h} . Cette méthode ne prend pas en compte d'autres variables explicatives, mais se base exclusivement sur les tendances et patterns observés dans les données historiques de la variable d'intérêt.

Les méthodes auto-projectives s'intéressent aux séries chronologiques qui se décomposent comme suit :

$$Y_t = S(t) + M(t) + U(t)$$

Dans cette équation, Y_t représente la série chronologique totale, qui est la somme de trois composantes :

- $S(t)$: la composante de saisonnalité,
- $M(t)$: la composante de tendance,
- $U(t)$: la composante aléatoire.

Ces séries temporelles affichent une saisonnalité et une tendance. La saisonnalité se rapporte aux variations cycliques qui se produisent à des intervalles réguliers dans le temps, tandis que la tendance reflète l'évolution à long terme des données, indépendamment des variations saisonnières.

Les méthodes auto-projectives sont classées en deux catégories : les techniques de lissage et les techniques de contrôle (Box Jenkins). Les techniques de lissage sont couramment utilisées pour les prévisions à court terme. Elles visent à distinguer entre les fluctuations aléatoires et

la tendance de base des données en utilisant des filtres linéaires sur les valeurs historiques pour éliminer ces variations tels que : la méthode des Moyennes Mobiles, le Lissage exponentiel simple, le Lissage exponentiel double, le Lissage exponentiel triple (Holt-Winter).

A. Techniques de contrôle

Une série chronologique X_t pour $t = 1, \dots, T$ est dite stationnaire si ses propriétés statistiques sont invariantes dans le temps. Plus précisément, une série chronologique est stationnaire si elle satisfait les conditions suivantes :

- $E(Y_t) = \mu$ pour toute valeur de t .
- $\text{Var}(Y_t) = \sigma^2$ pour toute valeur de t .
- $\text{Cov}(Y_t, Y_{t+k}) = E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)] = Y_k$ pour toute valeur de t .

la notion de « bruit blanc », quant à elle, peut être définie par la série stationnaire de résidus ϵ_t indépendants et de même loi $N(0, \sigma_\epsilon^2)$ tel que :

- $E(\epsilon_t) = 0 \forall t$.
- $\text{Var}(\epsilon_t) = \sigma_\epsilon^2 \forall t$.
- $\text{Cov}(\epsilon_t, \epsilon_{t-k}) = 0 \forall t$.

B. Test de Dickey-Fuller simple et augmenté

Les tests de Dickey-Fuller permettent de détecter l'existence d'une tendance ainsi que de déterminer la bonne manière de stationnariser une chronique. Pour ce faire, deux types de processus sont distingués :

- **Processus TS (Trend Stationary)** : Un processus TS s'écrit sous la forme $x_t = f_t + \epsilon_t$ où f_t est une fonction polynômiale du temps, linéaire ou non linéaire et ϵ_t un processus à bruit blanc représentant l'erreur du modèle à la période t . Ce processus est de nature déterministe et non stationnaire, il peut être stationnarisé en retranchant la valeur estimée $\hat{\alpha} + \hat{\beta}t$, généralement grâce à la méthode des moindres carrés ordinaires, de la valeur de x_t en t .
- **Processus DS (Difference Stationary)** : Les processus DS présentent une non stationnarité de type stochastique et peuvent s'écrire $x_t = x_{t-1} + \beta + \epsilon_t$ ou encore $x_t = x_0 + \beta t + \sum_{i=1}^t \epsilon_i$ avec $\epsilon_t \sim \text{idd}(0, \sigma_\epsilon^2)$ et β est une constante. Ce type de processus peut être stationnarisé par l'utilisation d'un filtre aux différences : $(1 - D)^d x_t = \beta + \epsilon_t$ où ϵ_t est un processus à bruit blanc, β une constante réelle, D l'opérateur de décalage et d l'ordre du filtre aux différences. L'introduction de la constante β dans le processus DS permet de définir deux processus différents :
 - o $\beta = 0$: Le processus DS est dit sans dérive.
 - o $\beta \neq 0$: Le processus DS est dit avec dérive.

Le test de racine unitaire de Dickey-Fuller est un test statistique qui vise à déterminer si une série temporelle est stationnaire. Au cours de ce test, nous supposons que l'erreur de la série (ϵ_t) suit une distribution normale. Les modèles servant de base à la construction de ce test sont au nombre de trois :

1. $X_t = \phi_1 \times X_{t-1}$: Modèle autorégressif d'ordre 1.
2. $X_t = \phi_1 \times X_{t-1} + b_t + c$: Modèle autorégressif d'ordre 1 avec constante.
3. $X_t = \phi_1 \times X_{t-1} + b_t + c + \epsilon_t$: Modèle autorégressif d'ordre 1 avec tendance et constante.

Les hypothèses du test sont les suivantes :

- $H_0 : \phi_1 = 1$: la série est non stationnaire \iff existence d'une racine unitaire.

- $H_1 : \phi_1 < 1$: *la série est stationnaire* \iff *absence de la racine unitaire*.

Avec : ϕ_1 la racine unitaire, c la constante, b_t coefficient de la tendance, ϵ_t l'erreur prévisionnelle à bruit blanc.

Il existe une version du Test de Dickey-Fuller Augmenté, qui est similaire au précédent mais ne suppose pas que l'erreur est à bruit blanc.

C. La méthodologie de Box et Jenkins

La méthode de prévision de Box Jenkins (BJ) est conçue pour traiter des séries chronologiques perturbées et complexes, surpassant ainsi les capacités des techniques de lissage. Elle est fréquemment utilisée par les prévisionnistes à l'aide de logiciels de prévision spécialisés. Elle prévoit les données en s'appuyant sur trois principes fondamentaux : l'auto-régression, la différenciation, et la moyenne mobile. Ces principes sont désignés par les paramètres p , d , et q , respectivement, et ensemble, ils forment le modèle ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) qui peut être décomposé comme suit :

- **Auto-régression (AR)** : Ce composant modélise une variable dépendante des valeurs passées de cette même variable.
- **Intégré (I)** : Cela représente la différenciation des observations brutes afin de rendre la série temporelle stationnaire, c'est-à-dire que les valeurs des données sont remplacées par les différences entre les valeurs actuelles et précédentes.
- **Moyenne mobile (MA)** : Ce composant incorpore la dépendance entre une observation et une erreur résiduelle provenant d'un modèle de moyenne mobile appliqué aux observations passées.

Le processus d'auto-régression (p) évalue la stationnarité des données. Si les données sont stationnaires, le processus de prévision est simplifié. Si les données ne sont pas stationnaires, elles doivent être différenciées (d). L'adéquation des données à la moyenne mobile (q) est également testée. En somme, l'analyse initiale des données prépare celles-ci à la prévision en déterminant les paramètres (p, d, q), qui sont ensuite utilisés pour élaborer une prévision précise. La procédure de prévision avec la méthode de Box-Jenkins implique plusieurs étapes, schématisées dans la Figure 2.9.

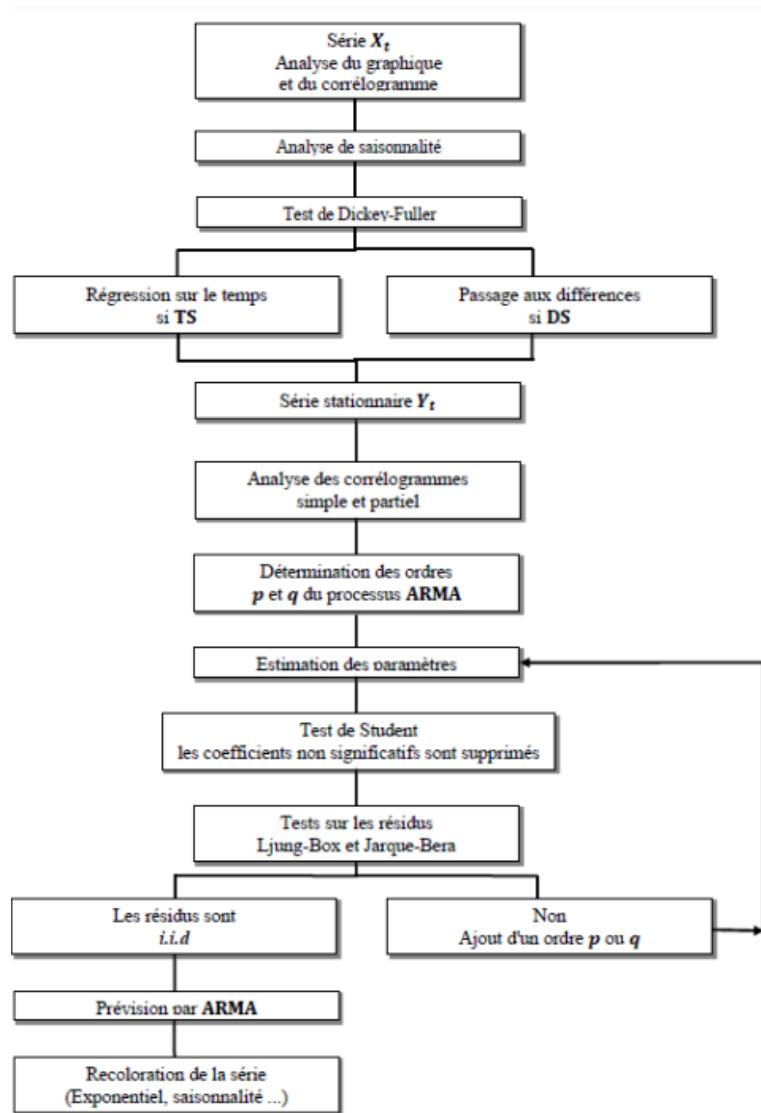


FIGURE 2.8 – Processus de prévision par Box et Jenkins

Ces méthodes n'arrivent pas à capter la non linéarité des données historiques, ce qui va nous amener à explorer les méthodes basées sur le machine learning qui utilisent des techniques plus complexes en termes de caractéristiques et de méthodes de prédiction, tout en partageant l'objectif commun des méthodes traditionnelles : améliorer la précision des prévisions tout en minimisant une fonction de perte. La principale différence réside dans la manière de minimiser ces fonctions, car la plupart des méthodes d'apprentissage automatique utilisent des techniques non linéaires, contrairement aux méthodes statistiques. Voici quelques exemples de modèles de prévision en apprentissage automatique :

- Réseaux de neurones artificiels
- Réseaux neuronaux de régression généralisée
- Forêt aléatoire
- Régression par vecteur de support
- Processus gaussiens
- Arbres de classification et de régression (CART)

La prévision basée sur l'apprentissage automatique passe par plusieurs étapes, de la préparation et la collecte des données à la construction et la sélection du modèle. Cela implique

l'entraînement du modèle avec des données divisées en deux segments : celui du test et celui de l'entraînement.

4.2.2 Les prévisions par les Réseaux de Neurones Artificiels

Les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) sont des modèles computationnels inspirés du cerveau humain. Ils sont largement utilisés pour résoudre des problèmes complexes de classification, de régression, de reconnaissance d'image, de traitement du langage naturel, et bien d'autres domaines notamment dans la prévision.

A. Architecture et Composants Fondamentaux

Les RNA sont structurés en couches interconnectées de neurones artificiels. Ces couches peuvent être classées comme suit :

- **Couche d'entrée** : Reçoit les données initiales $x = (x_1, \dots, x_n)$.
- **Couches cachées** : Effectuent des transformations non linéaires pour extraire des caractéristiques complexes.
- **Couche de sortie** : Produit la sortie finale $y = (y_1, \dots, y_m)$.

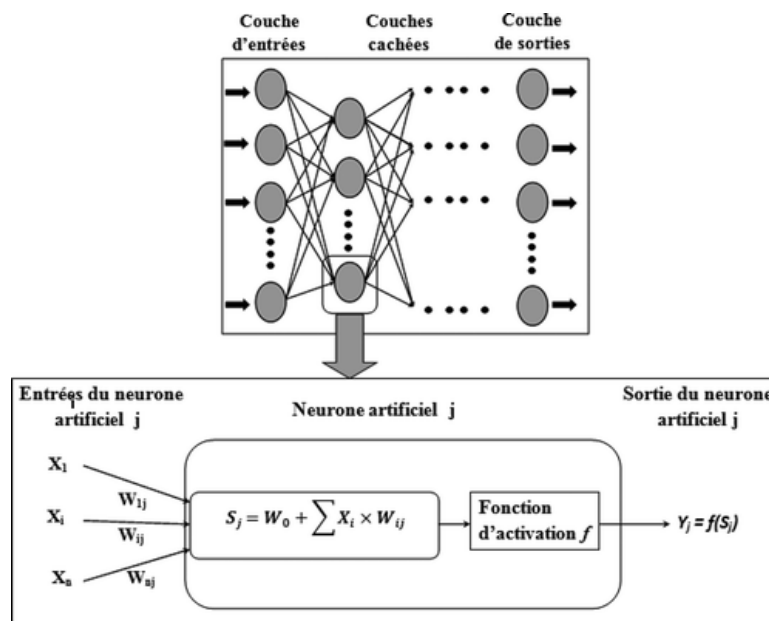


FIGURE 2.9 – RNA avec une couche d'entrée, x couches cachées et une couche de sortie

Chaque neurone j dans une couche l calcule sa sortie $a_j^{(l)}$ selon :

$$a_j^{(l)} = f(z_j^{(l)}) = f\left(\sum_i w_{ji}^{(l)} a_i^{(l-1)} + b_j^{(l)}\right)$$

où :

- $w_{ji}^{(l)}$ sont les poids synaptiques.
- $b_j^{(l)}$ est le biais.
- f est la fonction d'activation.

B. Fonctions d'Activation et Non-linéarité

Les fonctions d'activation sont cruciales pour introduire de la non-linéarité dans les modèles RNA. Les plus couramment utilisées incluent :

- **Sigmoïde** : $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$
- **Tangente hyperbolique** : $\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$
- **ReLU (Rectified Linear Unit)** : $f(x) = \max(0, x)$

Ces fonctions permettent aux RNA de modéliser des relations complexes entre les variables d'entrée et de sortie.

C. Processus d'Apprentissage

L'apprentissage des RNA se fait par la minimisation d'une fonction de coût $J(\theta)$, où θ représente l'ensemble des paramètres du réseau. Pour les problèmes de régression, l'erreur quadratique moyenne est souvent utilisée :

$$J(\theta) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (h_{\theta}(x^{(i)}) - y^{(i)})^2$$

où m est le nombre d'exemples d'entraînement, $h_{\theta}(x^{(i)})$ est la prédiction du réseau pour l'entrée $x^{(i)}$, et $y^{(i)}$ est la valeur réelle correspondante.

2.5 Le Data Mining au service du retail omnicanal

2.5.1 Les Fondements théoriques du data mining

Les données sont des symboles bruts qui représentent les propriétés des objets et des événements et, en ce sens, les données n'ont pas de signification en elles-mêmes, elles existent simplement [23]. Les données représentent également des faits, des chiffres ou des textes susceptibles d'être traités par un ordinateur. Aujourd'hui, les entreprises accumulent d'immenses quantités de données dans divers formats et volumes [32]. On peut distinguer parmi ces données plusieurs catégories : des Données structurées, des Données non structurées, et des Données semi-structurées [25].

L'analyse des patterns, des associations et des relations entre ces différentes données permet de générer des informations. Par exemple, l'étude des données transactionnelles d'un point de vente peut révéler quels produits se vendent le plus et à quels moments ces ventes se produisent [24].

Les informations obtenues peuvent être transformées en connaissances sur les tendances passées ou futures. Par exemple, les données de ventes au détail d'un supermarché peuvent être analysées pour des campagnes promotionnelles, afin de comprendre le comportement des consommateurs. Un producteur ou un détaillant peut ainsi utiliser le Data Mining pour déterminer quels produits devraient être promus [24].

Par ailleurs, chaque jour, nous générons plus de 2,5 trillions d'octets de données provenant de diverses sources telles que les signaux GPS des téléphones mobiles, les messages sur les réseaux

sociaux, les enregistrements de transactions d'achat en ligne. Notamment, 90 % des données mondiales ont été créées au cours des deux dernières années, et 90 % de ces données sont non structurées. Par conséquent, le Big Data se réfère à une accumulation de données si vaste et complexe qu'elle dépasse les capacités de traitement des outils classiques de gestion de bases de données. Le Big Data nécessite des solutions distribuées et parallélisées pour le calcul et le stockage, telles que les frameworks Hadoop MapReduce et Spark, ainsi que les systèmes de bases de données parallèles et distribuées. Selon Gartner, le Big Data se caractérise par trois principaux aspects : le Volume, la Vitesse qui est la vitesse à laquelle les données sont générées et doivent être traitées, et la Variété. NIST ajoute un quatrième aspect, la Variabilité qui représente la variation dans les données, tandis que la Scalabilité représente la capacité d'une architecture système à gérer l'augmentation de la taille des données sans perte de performance [25].

Le McKinsey Global Institute a identifié cinq domaines principaux où le Big Data présente un potentiel significatif, tels que le domaine de la Santé, le Secteur public, et dans la Fabrication.

Le Commerce de détail est en effet un autre domaine clé où le Big Data offre un potentiel considérable. L'analyse approfondie des données permet aux détaillants d'optimiser de nombreux aspects de leurs opérations, de la gestion des stocks à l'expérience client.

Cette utilisation avancée des données massives dans le commerce de détail ouvre la voie à des techniques d'analyse encore plus poussées comme le Data Mining et l'Intelligence Artificielle pour comprendre et prédire le comportement des clients [26].

Dans ce secteur, le Data Mining peut révéler des tendances d'achat, des associations entre produits, ou des segments de clientèle auparavant non identifiés [27].

L'utilisation du Data Mining et de l'IA pour analyser le comportement client représente donc une évolution dans l'exploitation du Big Data par les détaillants. Ces technologies permettent d'aller au-delà des analyses descriptives pour obtenir des insights prédictifs et prescriptifs sur les clients [28]. Elles offrent la possibilité de personnaliser l'expérience d'achat, d'optimiser les stratégies marketing et de prendre des décisions commerciales plus éclairées. [29]

2.5.2 Le Data Mining pour la segmentation des produits et l'analyse du comportement client

Le data mining, également appelé découverte de connaissances à partir des données (Knowledge Discovery from Data - KDD), consiste à extraire des modèles ou des connaissances intéressants (non triviaux, implicites, inconnus auparavant et potentiellement utiles) à partir de grandes quantités de données (big data). C'est un processus dont l'objectif est double : d'une part, rendre ces données plus compréhensibles, et d'autre part, découvrir des corrélations significatives. Ces corrélations se traduisent par des règles de classification et de prédiction, dont la finalité est de faciliter la prise de décision [25].

Le data mining englobe un ensemble de procédés variés déclinant en diverses catégories, à savoir l'Apprentissage automatique supervisé comme la Classification et la Régression, et l'Apprentissage automatique non supervisé. Contrairement à l'approche supervisée, cette méthode travaille sur des données brutes, sans étiquetage préalable. Elle vise à découvrir des structures ou des motifs intrinsèques aux données. Les principales techniques sont le Clustering et la Méthode CAH (Classification Ascendante Hiérarchique). Il existe d'autres techniques importantes dans le domaine du data mining telles que la Prédiction, les Règles d'association, l'Estimation, la Description.

Le clustering est une technique d'analyse de données qui vise à organiser un grand volume d'informations en groupes distincts, appelés clusters. Cette méthode repose sur l'identification de similitudes entre les éléments, permettant de les rassembler de manière cohérente. Chaque cluster contient des données partageant des caractéristiques communes, tout en se différenciant significativement des éléments des autres groupes. L'objectif principal du clustering est de révéler la structure intrinsèque des données en les répartissant en ensembles logiques.

La plupart des algorithmes de clustering s'appuient sur la distance euclidienne comme indicateur de similarité. Cette mesure quantifie l'écart entre deux points dans un espace multidimensionnel. Pour deux éléments a et b possédant k attributs, la distance euclidienne se calcule en sommant les carrés des différences entre chaque attribut correspondant. La formule mathématique s'exprime ainsi :

$$d(a, b) = \sqrt{\sum_{i=1}^k (a_i - b_i)^2}$$

Où a_i et b_i représentent les valeurs du i -ème attribut pour les éléments a et b respectivement.

D'autres métriques peuvent être employées, telles que : La distance de Manhattan qui additionne les valeurs absolues des différences entre les attributs, sans les élever au carré. Et la distance de Minkowski qui généralise les précédentes en introduisant un paramètre variable comme exposant. Plus cet exposant est élevé, plus les grandes différences sont accentuées par rapport aux petites. La distance euclidienne est souvent privilégiée car elle offre un bon équilibre entre ces différentes approches.

4.2.1 K-means appliqué à la segmentation des produits

Parmi les diverses méthodes de clustering, on distingue les approches hiérarchiques et non hiérarchiques. L'algorithme des K-Means est un exemple populaire de méthode non hiérarchique. C'est un algorithme simple d'apprentissage non supervisé utilisé pour résoudre les problèmes de clustering. Il suit une procédure simple consistant à classer un ensemble de données dans un nombre de clusters, défini par la lettre « k », qui est fixé au préalable.

On positionne ensuite les clusters comme des points. On associe tous les observations ou points de données au cluster le plus proche, calculés et ajustés. Puis, le processus recommence en utilisant les nouveaux ajustements jusqu'à ce qu'un résultat souhaité soit atteint.

L'algorithme K-means identifie un certain nombre de centroïdes dans un ensemble de données, un centroïde étant la moyenne arithmétique de tous les points de données appartenant à un cluster particulier.

L'algorithme attribue ensuite chaque point de données au cluster le plus proche en essayant de maintenir les clusters aussi petits que possible (le terme « means » dans K-means fait référence à la tâche consistant à faire la moyenne des données ou à trouver le centroïde). En même temps, K-means tente de garder les autres clusters aussi différents que possible.

En pratique, il fonctionne comme suit :

- Initialisation de « K » centres de cluster : L'algorithme K-means commence par initialiser « K » centres de cluster de façon aléatoire. (Le nombre K est une variable d'entrée et les emplacements peuvent également être donnés en entrée).

- Assignation des points à un centre de cluster : à chaque passage de l'algorithme, on assigne chaque point à son centre de cluster le plus proche.
- Mise à jour des centres de cluster : Les centres des clusters sont ensuite mis à jour pour être les « centres » de tous les points qui lui sont assignés dans ce passage. Cela se fait en recalculant les centres de cluster comme la moyenne des points dans chaque cluster respectif.
- Répétition de l'algorithme K-means : L'algorithme se répète jusqu'à ce qu'il y ait un changement minimum des centres de cluster par rapport à la dernière itération.

Habituellement, l'algorithme s'arrête lorsque la diminution relative de la fonction objective entre les itérations est inférieure à la valeur de tolérance donnée. Ce n'est pas le cas dans cette implémentation : l'itération s'arrête lorsque les centroïdes se déplacent moins que la tolérance. Avec suffisamment de temps, K-means convergera toujours, mais cela peut être vers un minimum local. Cela dépend fortement de l'initialisation des centroïdes. Par conséquent, on effectue souvent le calcul plusieurs fois, avec différentes initialisations des centroïdes [31].

La segmentation des produits à l'aide de l'algorithme K-means est un sujet largement étudié dans les domaines du data mining, du marketing et de l'analyse des données. Elle consiste à diviser un ensemble de produits en groupes homogènes basés sur des caractéristiques similaires, facilitant ainsi des stratégies de marketing ciblées.

4.2.2 Analyse du comportement client grâce aux règles d'associations

Une règle d'association est une expression qui identifie des éléments qui apparaissent fréquemment ensemble dans des transactions. Par exemple, dans un supermarché, la règle "Si un client achète du pain et de la moutarde, il est probable qu'il achète aussi des oignons" révèle une relation entre la vente de ces trois produits. Pour comprendre cette relation, trois concepts clés doivent être définis : le support, la confiance et le lift.

Le support est la fréquence relative d'une combinaison d'items dans l'ensemble de données. Il est calculé comme le nombre de transactions contenant un item (ou un ensemble d'items) divisé par le nombre total de transactions. La formule est présentée ci-dessous où $n(A)$ est le nombre de transactions contenant l'item A , et T est le nombre total de transactions.

$$\text{Support}(A) = \frac{n(A)}{T}$$

La confiance est une mesure de la fiabilité de la règle. Elle est définie comme la fréquence à laquelle les items du côté droit de la règle apparaissent dans les transactions qui contiennent les items du côté gauche. La formule est présentée ci-dessous où $A \Rightarrow B$ indique la règle "si A , alors B ", $n(A \cup B)$ est le nombre de transactions contenant à la fois A et B .

$$\text{Confiance}(AB) = \frac{n(AB)}{n(A)}$$

Le lift est une mesure de la force de la règle. Il compare la probabilité d'observer A et B ensemble avec la probabilité d'observer A et B indépendamment. La formule est la suivante :

$$\text{Lift}(AB) = \frac{\text{Confiance}(AB)}{\text{Support}(B)}$$

Un lift supérieur à 1 suggère que A et B sont achetés ensemble plus souvent que ce qui serait attendu s'ils étaient indépendants ; un lift inférieur à 1 suggère le contraire [32] .

4.2.3 l'analyse du comportement client grâce aux règles d'associations

La règle d'association joue un rôle crucial dans l'analyse des transactions, particulièrement dans le secteur du commerce pour l'analyse du panier. Cette analyse est utilisée pour rechercher des connexions intéressantes parmi un très grand nombre d'éléments. Les êtres humains sont capables d'avoir ce type d'intuition de manière assez naturelle, mais cela nécessite souvent des connaissances de niveau expert ou beaucoup d'expérience pour faire ce qu'un algorithme d'apprentissage des règles peut faire en quelques minutes, voire en quelques secondes . De plus, certains ensembles de données sont tout simplement trop vastes et complexes pour qu'un être humain puisse y trouver l'aiguille dans la botte de foin. [33]

Les cas d'application réels sont bien sûr beaucoup plus complexes et ne peuvent guère être résolus par des calculs manuels de ce type. C'est pourquoi l'analyse d'association est généralement effectuée par des algorithmes appropriés. Il est ainsi possible d'analyser des quantités de données nettement plus importantes, sans parler des relations entre des ensembles d'éléments étendus.

Apriori

L'algorithme Apriori est l'un des premiers de ce type et est encore souvent utilisé aujourd'hui. Sa simplicité d'utilisation et de mise en œuvre y est pour beaucoup. Outre la base de données, les entrées nécessaires sont uniquement le support minimal et les niveaux de confiance minimal. Conformément à la procédure décrite, le programme identifie dans les données tous les item sets fréquents et filtre les règles correspondant à l'input. La particularité ici est la prise en compte du principe dit "a priori". Selon ce principe, les item sets fréquents ne contiennent que des items fréquents. Si ce n'est pas le cas, un nettoyage est effectué par le biais de ce que l'on appelle le "nettoyage de l'arbre". La qualité de la sélection est ainsi optimisée.

FP-Croissance

En tant qu'évolution d'Apriori, FP-Growth est en mesure de faire face à la croissance rapide des volumes de données, tout en augmentant l'évolutivité et la vitesse. L'effet secondaire est toutefois une application plus compliquée. Pour structurer les item sets d'origine, on utilise ce que l'on appelle un Frequent Pattern Tree, dont les nœuds de connexion représentent chacun un item. Cette compression présente des avantages pour la saisie et le stockage des données, qui nécessiteraient d'innombrables balayages avec Apriori. Les ensembles d'items correspondants des transactions reçoivent chacun un préfixe commun avec la racine en tant que branches de l'arbre. Cela aide l'algorithme à filtrer finalement tous les Frequent Patterns [34].

2.6 Conclusion

Ce chapitre a fait ressortir les aspects théoriques et conceptuels concernant la distribution , l'omnicanalité , le data mining et l'IA au service du retail et autres. Ces différents aspects constituent la base théorique sur laquelle se base la démarche adoptée dans le chapitre suivant pour l'élaboration de la solution.

CHAPITRE 3 : Conception de la Solution

“Cela semble toujours impossible... jusqu’à ce qu’on le fasse.”

Nelson Mandela

Chapitre 3

Conception de la solution

3.1 Introduction

Après avoir défini les outils nécessaires pour la résolution de notre problématique et détaillé le processus de passation de commande digitale du point de vue client ainsi que la logique derrière l'écosystème utilisé par le service E-commerce chez Decathlon El Djazair, nous avons établi un constat actuel de l'activité, ce dernier a révélé que près de 32 % des commandes en ligne sont affectées à l'entrepôt, tandis que 68 % des commandes digitales sont préparées à partir des magasins. Cette problématique est principalement due à la faible disponibilité des produits en entrepôt, car, comme nous l'avons démontré, la priorité d'affectation des commandes par DKTFF est la vérification de la disponibilité des produits en entrepôt.

Dans ce qui suit, nous allons présenter notre démarche de solution en appliquant trois approches, en essayant d'augmenter le pourcentage de commandes traitées par l'entrepôt, ce qui nous aidera dans la gestion des flux. Notre solution va suivre le schéma directeur suivant :

1. **Première approche** : Classifier les articles vendus en E-commerce durant l'année 2023-2024 afin de pouvoir développer par la suite un modèle prévisionnel pour aider à planifier et prévoir la demande digitale pour un seul article de classe AA'. Ce modèle permettra d'améliorer la disponibilité des produits en entrepôt en anticipant mieux les besoins des clients.
2. **Deuxième approche** : L'objectif de cette approche est d'optimiser la gestion des stocks en entrepôt en identifiant les associations fréquentes entre les produits achetés ensemble par les clients digitaux. En comprenant ces associations, nous pouvons mieux organiser le stockage des articles pour éviter les réaffectations de commandes aux magasins et réduire les "split orders". Des stratégies d'approvisionnement seront établies par la suite telles que : la mise en place d'un stock de sécurité en utilisant les prévisions obtenues dans la première approche.
3. **Troisième approche** : En se basant sur la typologie des produits et en établissant un clustering des articles de "DECATHLON" selon le critère du poids. La solution propose une nouvelle classification logistique qui sera traitée par des paramètres personnalisés décrits par la suite.

3.2 Modèle Prévisionnel pour la Demande Digitale

Decathlon El Djazair, en tant que retailer, doit gérer un large éventail de produits. Avec plus de 5000 articles différents, il n'est pas viable de se concentrer sur chacun d'eux individuellement. Pour optimiser la gestion des stocks et les prévisions de vente, il est essentiel de catégoriser les produits de manière efficace. C'est dans ce contexte que la méthode ABC bicritère est appliquée.

Cette méthode permet de classer les articles en fonction de deux critères : le chiffre d'affaires (CA) et la quantité vendue. Pour l'année 2023-2024, en e-commerce seulement (canal virtuel).

3.2.1 Classification ABC Bi-Dimensionnelle des articles

Les données de ventes de chaque article sont collectées, comprenant la quantité vendue et le chiffre d'affaires généré. Après avoir calculé la somme des quantités vendues et du chiffre d'affaires réalisé pour chaque article, nous procédons à un classement des produits par ordre décroissant en fonction de ces deux critères.

Ensuite, nous calculons le pourcentage de chaque critère pour chaque produit par rapport au total, ainsi que le pourcentage cumulé du chiffre d'affaires d'une part et de la quantité vendue d'autre part. Conformément à la méthode ABC bicritère, nous classons les produits en trois catégories :

- **Catégorie A et A'** : Les produits dont les pourcentages sont inférieurs à 40 % dans les classements respectifs du chiffre d'affaires et de la quantité vendue.
- **Catégorie B et B'** : Les produits dont les pourcentages se situent entre 40 % et 80 % dans les classements respectifs du chiffre d'affaires et de la quantité vendue.
- **Catégorie C et C'** : Les produits dont les pourcentages sont supérieurs à 80 % dans les classements respectifs du chiffre d'affaires et de la quantité vendue.

Les fichiers Excel obtenus et les listes des articles attribués aux classes réalisées par l'outil Power BI, sont présentés dans l'Annexe A.

L'objectif maintenant est d'identifier les articles de classe AA', ceux qui se trouvent dans la classe A selon les deux critères (CA et quantité vendue).

La classe AA' comprend dix articles. Toutefois, en portant une attention particulière à l'article "EKIDEN ONE MAN WHALE GREY", il ressort de l'analyse que ce produit se classe au premier rang selon les deux critères considérés. Les tableaux 3.1 et 3.2 présentent en détail les résultats relatifs à ces deux critères (quantité et chiffre d'affaires) pour cette paire de baskets.

TABLE 3.1 – Classification ABC Chiffre d'Affaires

CA	% Article	CA cumulé	% CA cumulé	Classe
20,236,500	0.06%	20,236,500	7.23%	A

Cet article fait partie de la classe A, contribuant à 7.23% du CA total.

Cet article fait également partie de la classe A', représentant 8.53% de la quantité totale vendue. Il fait également partie de la classe A', représentant 8.53% de la quantité totale vendue (comme vu dans le tableau 3.2).

TABLE 3.2 – Classification ABC Volume vente

Quantité	% Article	Qtté cumulée	% Qtté cumulée	Classe
6830	0.06%	6830	8.53%	A'

par conséquent, Cet article a été identifié comme un candidat idéal pour l'application d'un modèle prévisionnel. Ce modèle permettra de prédire les ventes futures et de mieux gérer les stocks ses dans le canal virtuel.

3.2.2 Démarche Prévisionnelle

Cette démarche permet d'anticiper les ventes en ligne. Decathlon El Djazair pourrait optimiser ses stocks dans son entrepôt et par la suite ajuster proactivement les niveaux de stock, assurant ainsi une meilleure disponibilité des produits pour répondre à la demande en ligne. En conséquence, le système d'affectation des commandes (DKTFF) serait plus efficace, dirigeant davantage de commandes vers l'entrepôt plutôt que vers les magasins. Cette stratégie améliorerait significativement le taux d'affectation des commandes en ligne à l'entrepôt.

Pour le faire, on a choisi les méthodes statistiques car elles offrent une analyse précise et objective des données historiques, identifient les tendances saisonnières, et s'adaptent aux spécificités du marché du retail.

2.2.1 Prévisions par les méthodes statistiques

Comme mentionné dans le deuxième chapitre, les prévisions utilisant des méthodes statistiques comportent plusieurs étapes, tant formelles qu'informelles.

La série chronologique illustrée dans la figure 3.1 présente la quantité mensuelle de paires de baskets "EKIDEN ONE MAN WHALE GREY" achetées par les clients en ligne de Decathlon El Djazair durant l'année 2023, ainsi que pour les cinq premiers mois de 2024.

1. Analyse informelle de la série chronologique (Graphe)

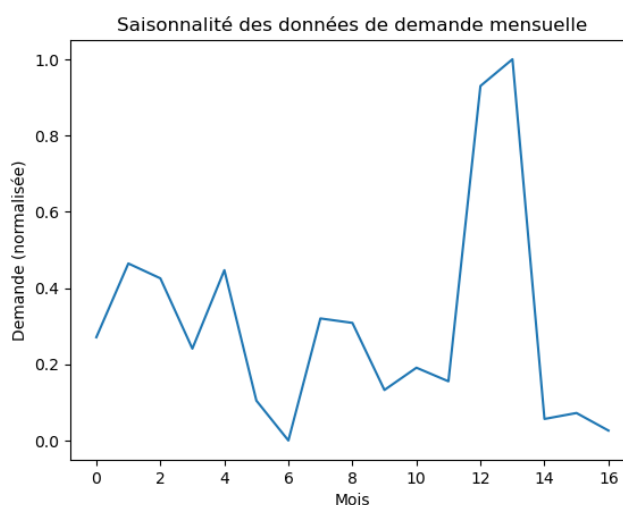


FIGURE 3.1 – Évolution de volumes des commandes 2023-2024

L'évolution de la série chronologique montre clairement que les fluctuations persistent tout au long des périodes étudiées, sans révéler de saisonnalité ni de tendance apparentes. Pour vérifier la présence de tendances et de stationnarité, il est crucial de réaliser des tests statistiques.

A. Analyse du corrélogramme de la série brute

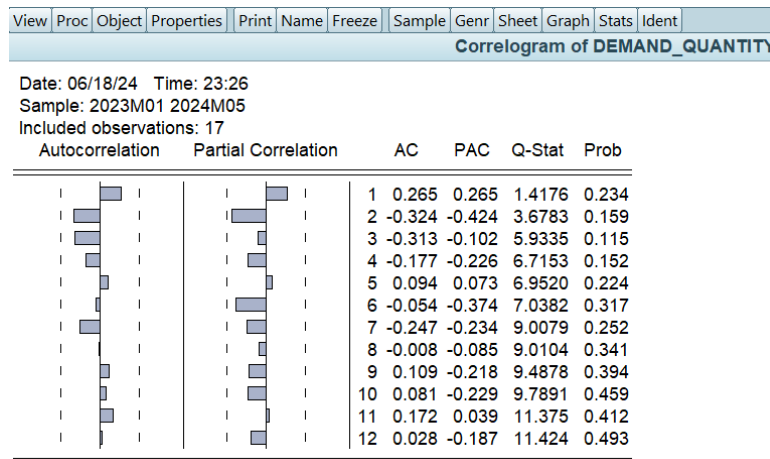


FIGURE 3.2 – Corrélogramme de la série

La stationnarité n'est pas directement observable sur un corrélogramme, mais elle peut être suggérée si l'autocorrélation décroît rapidement. Dans ce cas, les valeurs d'autocorrélation semblent diminuer au fil des lags, ce qui peut indiquer une certaine stationnarité. Les statistiques Q-Stat présentent des probabilités relativement élevées (> 0.05) pour toutes les observations, ce qui indique que nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse d'absence d'autocorrélation résiduelle.

2. Analyse formelle de la série chronologique (Tests statistiques)

A. Test de saisonnalité (Test de fisher) :

Source of Variation	SS	df	MS	F	P-value	F crit
Between Groups	130127,4	1	130127,4	2,552463	0,134134	4,667193
Within Groups	662754,6	13	50981,12			
Total	792882	14				

FIGURE 3.3 – Résultats Test de fisher

Les résultats du F-test sur Excel montrent que la valeur calculée de 2,55 est inférieure à la valeur critique de F à 5%, qui est de 4,67. Par conséquent, nous acceptons l'hypothèse H1 d'absence de saisonnalité et rejetons l'hypothèse alternative.

B. Test de stationnarité (Test de Dickey Fuller) :

Avant de choisir le modèle de prévision le plus adéquat, il est essentiel de vérifier la présence d'une tendance et de déterminer la méthode appropriée pour rendre la série stationnaire si nécessaire. Pour cela, nous utilisons le test de Dickey-Fuller Augmenté, également appelé test de racine unitaire. Nous commençons par estimer le modèle [6] sur la tendance en testant le

coefficient b . Les hypothèses pour ce test sont les suivantes :

H_0 : Le coefficient $b = 0$ (le coefficient b n'est pas significativement différent de 0)

H_1 : Le coefficient $b \neq 0$ (le coefficient b est significativement différent de 0)

En fonction de la valeur de la P-value du coefficient b , nous rejetons ou acceptons une des hypothèses. Si la P-value est inférieure à 0,05, nous rejetons l'hypothèse H_0 et acceptons H_1 , sinon nous acceptons H_0 . Les résultats du test obtenus à l'aide du logiciel EVIEWS sont présentés dans la figure 3.4 .

View	Proc	Object	Properties	Print	Name	Freeze	Sample	Genr	Sheet	Graph	Stats	Ident
Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test												
Null Hypothesis: DEMAND_QUANTITY has a unit root												
Exogenous: Constant, Linear Trend												
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=3)												
											t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic											-3.104562	0.1402
Test critical values:											1% level	-4.728363
											5% level	-3.759743
											10% level	-3.324976
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.												
Warning: Probabilities and critical values calculated for 20 observations and may not be accurate for a sample size of 15												
Augmented Dickey-Fuller Test Equation												
Dependent Variable: D(DEMAND_QUANTITY)												
Method: Least Squares												
Date: 06/18/24 Time: 23:25												
Sample (adjusted): 2023M03 2024M05												
Included observations: 15 after adjustments												
Variable		Coefficient		Std. Error		t-Statistic		Prob.				
DEMAND_QUANTITY(-1)		-1.077359		0.347025		-3.104562		0.0100				
D(DEMAND_QUANTITY(-1))		0.466223		0.284098		1.641062		0.1290				
C		471.1623		310.1762		1.519015		0.1570				
@TREND("2023M01")		7.469095		27.74649		0.269191		0.7928				
R-squared		0.473584		Mean dependent var		-45.00000						
Adjusted R-squared		0.330016		S.D. dependent var		556.6288						
S.E. of regression		455.6147		Akaike info criterion		15.30435						
Sum squared resid		2283433.		Schwarz criterion		15.49316						
Log likelihood		-110.7826		Hannan-Quinn criter.		15.30234						
F-statistic		3.298676		Durbin-Watson stat		2.049931						
Prob(F-statistic)		0.061526										

FIGURE 3.4 – Test sur la tendance

Après avoir effectué le test de Dickey-Fuller Augmenté, nous avons constaté une P-value supérieure ou égale à 0,05. Cela signifie que nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse nulle H_0 . Par conséquent, nous concluons que la série ne présente pas de tendance significative (b est nul).

C. Test sur la Constante

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test				
Null Hypothesis: DEMAND_QUANTITY has a unit root				
Exogenous: Constant				
Lag Length: 1 (Automatic - based on SIC, maxlag=3)				
			t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic			-3.229475	0.0383
Test critical values:	1% level		-3.959148	
	5% level		-3.081002	
	10% level		-2.681330	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.				
Warning: Probabilities and critical values calculated for 20 observations and may not be accurate for a sample size of 15				
Augmented Dickey-Fuller Test Equation				
Dependent Variable: D(DEMAND_QUANTITY)				
Method: Least Squares				
Date: 06/18/24 Time: 23:25				
Sample (adjusted): 2023M03 2024M05				
Included observations: 15 after adjustments				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
DEMAND_QUANTITY(-1)	-1.062139	0.328889	-3.229475	0.0072
D(DEMAND_QUANTITY(-1))	0.452212	0.268279	1.685604	0.1177
C	529.9910	211.4356	2.506631	0.0276
R-squared	0.470116	Mean dependent var		-45.00000
Adjusted R-squared	0.381802	S.D. dependent var		556.6288
S.E. of regression	437.6524	Akaike info criterion		15.17758
Sum squared resid	2298475.	Schwarz criterion		15.31919
Log likelihood	-110.8319	Hannan-Quinn criter.		15.17607
F-statistic	5.323241	Durbin-Watson stat		2.031491
Prob(F-statistic)	0.022135			

FIGURE 3.5 – Test sur la constante

Dans la deuxième étape de notre étude (modèle [5]), nous avons analysé la constante à l'aide du logiciel EVIEWS. Après avoir effectué le test de Dickey-Fuller Augmenté, nous avons obtenu une P-value inférieure ou égale à 0,05. Cela signifie que nous rejetons l'hypothèse nulle H_0 , indiquant ainsi que c est non nul.

D. Test sur la racine unitaire

En conclusion, après avoir examiné la constante et constaté que la P-value est inférieure ou égale à 0,05, nous avons également analysé la présence de racine unitaire. Les résultats montrent que la P-value de la racine unitaire est également inférieure à 0,05. Cela nous amène à accepter l'hypothèse H_1 , indiquant l'absence de racine unitaire. Par conséquent, nous concluons que la série est stationnaire.

2.1.2 Prévisions

Sur la base de l'analyse informelle de notre série et des tests statistiques appliqués, nous observons qu'il s'agit d'une série temporelle stationnaire, sans tendance significative, non saisonnière, mais avec un changement de structure. Le premier niveau d'analyse par les six méthodes classiques du lissage : moyennes mobiles, lissages exponentiels et Holt-Winters n'ont pas réagi fidèlement à notre série chronologique, le deuxième niveau d'analyse traite la série par la méthodologie de Box and Jenkins.

2.2.1 Prévision par Box and Jenkins

Maintenant que nous avons établi que la série est stationnaire, la prochaine étape consiste à estimer le processus ARMA (p, q) le plus approprié. Pour cela, nous utilisons le corrélogramme de la série afin d'analyser les fonctions d'autocorrélation simple et partielle (voir figure 3.2).

En examinant le corrélogramme, nous constatons qu'il n'y a pas de pics significatifs, toutes les valeurs se situent autour de zéro. Pour confirmer ces résultats, nous allons générer le modèle expert avec Eviews et effectuer le test de Student pour vérifier sa significativité (voir la figure ci-3.6).

View	Proc	Object	Properties	Print	Name	Freeze	Sample	Genr	Sheet
Automatic ARIMA Forecasting									
Selected dependent variable: LOG(DEMAND_QUANTITY)									
Date: 06/18/24 Time: 23:27									
Sample: 2023M01 2024M05									
Included observations: 17									
Forecast length: 0									
Model maximums: (4,4)2(0,0)									
Regressors: C									
Number of estimated ARMA models: 25									
Number of non-converged estimations: 0									
Selected ARMA model: (0,2)(0,0)									
AIC value: 2.95336458438									

FIGURE 3.6 – Modele ARMA(p,q)

Une fois le modèle ARMA identifié, nous passerons aux tests de validation :

A. Test de Student

Cette étape passe par deux types de tests, test sur les paramètres estimés et les tests de portemanteau (normalité et bruit blanc).

B. Test sur les paramètres

File	Edit	Object	View	Proc	Quick	Options	Window	Help	
View	Proc	Object	Print	Name	Freeze	Estimate	Forecast	Stats	Resids
Dependent Variable: DEMAND_QUANTITY									
Method: ARMA Conditional Least Squares (Gauss-Newton / Marquardt steps)									
Date: 06/18/24 Time: 23:54									
Sample (adjusted): 2023M01 2024M05									
Included observations: 17 after adjustments									
Failure to improve likelihood (non-zero gradients) after 9 iterations									
Coefficient covariance computed using outer product of gradients									
MA Backcast: 2022M11 2022M12									
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.					
C	502.2390	33.21460	15.12103	0.0000					
MA(2)	-0.918551	0.112257	-8.182537	0.0000					
R-squared	0.424505	Mean dependent var	501.0000						
Adjusted R-squared	0.386138	S.D. dependent var	444.1955						
S.E. of regression	348.0242	Akaike info criterion	14.65255						
Sum squared resid	1816813.	Schwarz criterion	14.75058						
Log likelihood	-122.5467	Hannan-Quinn criter.	14.66230						
F-statistic	11.06450	Durbin-Watson stat	1.437371						
Prob(F-statistic)	0.004603								
Inverted MA Roots	.96	-96							

FIGURE 3.7 – Test de student

D'après la figure 3.7 :

Pour le MA(2) : $|t_{cal}| > t_{tab} = 1.96$ et P-Value ≤ 0.05 .

Donc, H_1 est accepté, le modèle ARMA (0,1) est significatif au risque 5%.

C. Test de normalité (Jacque Berra)

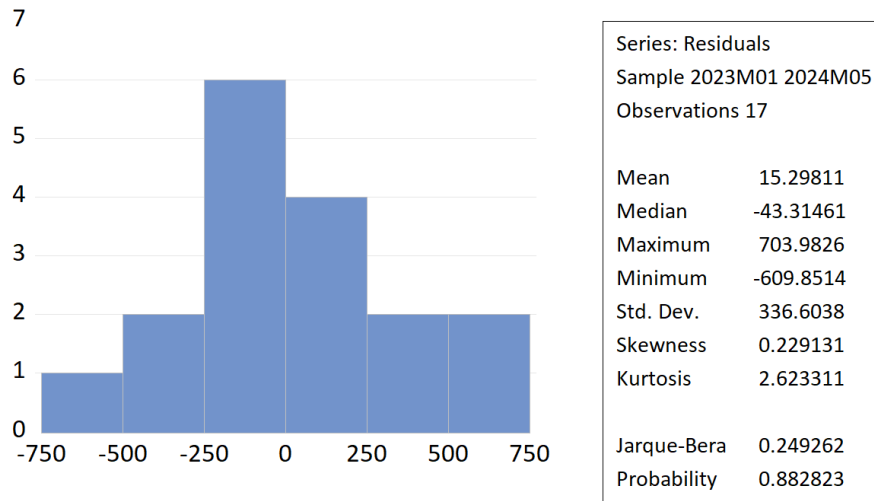


FIGURE 3.8 – Test de normalité

D’après les résultats du test Jacque Berra, la P-value est supérieure à 0,05. Alors H_0 est acceptée et par conséquent, le modèle résiduel suit la loi normale.

D. Test sur les résidus

Ce test utilise les corrélogrammes ACF et PACF des résidus.

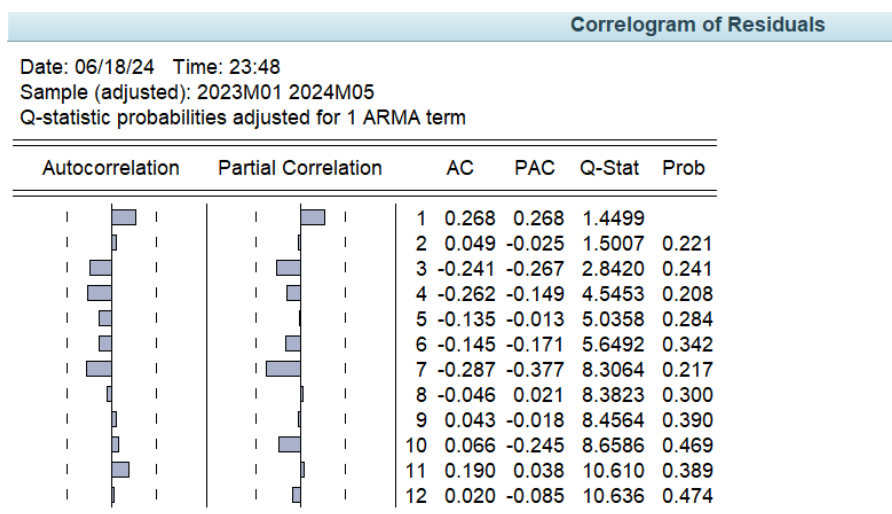


FIGURE 3.9 – Test sur les résidus

On constate que toutes les probabilités sont supérieures ou égales à 0,05, donc les résidus sont à bruit blanc.

Les tests sur les paramètres ainsi que les résidus ont réagi positivement avec le modèle ARMA(0,2), de plus le test de normalité a également réagi positivement.

2.1.5 Résultats de prévisions par BJ

Une fois tous les tests validés, nous procédons à l’affichage des résultats de la prévision utilisant la méthode Box et Jenkins pour la demande de paires de baskets de mai à octobre 2024. L’évaluation du modèle révèle plusieurs indicateurs préoccupants :

- **Root Mean Squared Error (RMSE) : 182.5328**
- **Mean Absolute Error (MAE) : 182.5328**
- **Mean Absolute Percent Error (MAPE) : 243.3770%**
- **Theil Inequality Coefficient : 0.548917**
- **Symmetric MAPE : 109.7833%**

Ces valeurs montrent une erreur de prévision significative. De plus, les prévisions de la demande sont constantes pendant les cinq prochains mois (502 paires), ce qui ne reflète pas la réalité dynamique du marché. Les résultats des prévisions sont représentés dans la table 3.3 ;

TABLE 3.3 – Les résultats des prévisions par la méthodologie Box and Jenkins

Mois	Demande
Mai 2024	257
Juin 2024	396
Juillet 2024	502
Août 2024	502
Septembre 2024	502
Octobre 2024	502

La méthode Box et Jenkins n’a pas produit de résultats fiables, comme en témoignent les prévisions constantes et l’erreur élevée. Pour améliorer la précision des prévisions, nous avons décidé de passer au troisième niveau d’analyse et d’utiliser les réseaux de neurones artificiels (RNA).

Avant d’entamer la démarche prévisionnelle par les RNA, nous avons effectué un redressement de la série chronologique pour augmenter la précision et stabiliser davantage les données historiques. En effet, en janvier 2024 et en février 2024, il y a eu une période de promotion (soldes d’hiver 2024), et deux pics significatifs ont été enregistrés 1467 paires en janvier et 1575 paires en février) selon la figure 3.1. Pour redresser la série, nous avons omis ces valeurs de la base de données. Le nouveau graphe de la série est illustré dans la figure 3.10 .

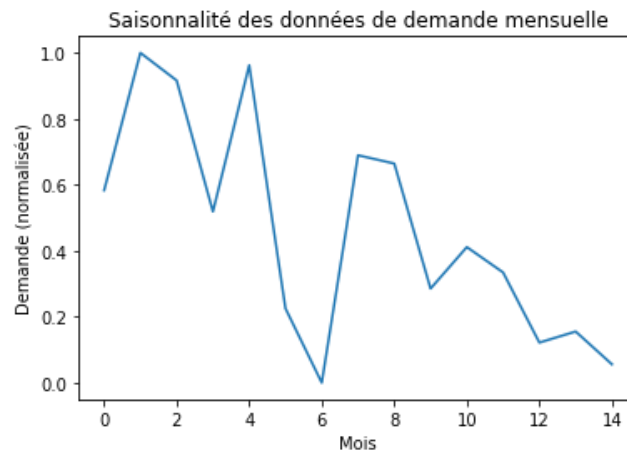


FIGURE 3.10 – Graphe serie chronologique apres redressement (sans periode de promotion)

2.2.2 Prévisions par les RNAs

Après avoir redressé la série chronologique pour exclure les anomalies dues aux promotions saisonnières, nous avons utilisé les Réseaux de Neurones Artificiels (RNAs) pour effectuer les prévisions de la demande de paires de baskets. Les RNAs, une technique de machine learning, capable de capturer des patterns complexes et non linéaires dans les données, ce qui constitue un outil puissant pour les prévisions de séries temporelles.

A. Chargement et Exploration des Données

Chargement des Données : Nous utilisons la bibliothèque "pandas" pour charger les données à partir du fichier CSV "donnees.mensuelles.csv".

Prétraitement des Données : À l'aide de "numpy", nous effectuons des opérations telles que le calcul des valeurs minimales et maximales de la demande mensuelle, ainsi que la normalisation des données à l'aide de la mise à l'échelle min-max. Cela permet de préparer les données pour une meilleure performance du modèle.

B. Préparation des Données pour l'Entraînement

Nous divisons les données en ensembles d'entraînement "demande_train" et de test "demande_test" afin d'évaluer la capacité du modèle à généraliser sur de nouvelles données.

C. Construction du Modèle RNA

Architecture du Modèle : Le modèle RNA est construit à l'aide de TensorFlow et Keras. Il comprend deux couches :

- Une couche Dense avec 10 neurones et une activation ReLU pour capturer les patterns complexes des données.
- Une couche Dense de sortie sans activation, adaptée à la régression pour prédire la demande.

D. Compilation, Entraînement et Évaluation du Modèle

- **Compilation et Entraînement** : Le modèle est compilé avec une fonction de perte de type "mean_squared_error" et un optimiseur adam. Ensuite, il est entraîné sur les données d'entraînement avec un nombre spécifié d'époques.
- **Évaluation de la Performance** : Nous évaluons la performance du modèle sur les données de test en calculant le Mean Squared Error (MSE), un indicateur clé de l'adéquation des prévisions par rapport aux valeurs réelles.
- **Validation croisée** : Nous utilisons "KFold de scikit-learn" pour effectuer une validation croisée, évaluant ainsi la robustesse du modèle RNAs sur différents ensembles de données.

le détail du script complet de notre modèle est présenté dans l'annexe B .

E. Détail sur l'Architecture du Modèle RNA

Dans le script du programme python utilisé et présenté en Annexe F, le modèle comporte deux couches comme décrit précédemment. Le choix de 10 neurones pour la couche cachée est justifié par plusieurs facteurs :

- **Performance Satisfaisante** : Le nombre de 10 neurones a été sélectionné après avoir obtenu des résultats satisfaisants lors de l'évaluation sur les données de test. Cela montre que le modèle peut efficacement capturer les patterns non linéaires dans les données de demande mensuelle, tout en généralisant bien sur de nouvelles données.
- **Complexité du Modèle** : Opter pour 10 neurones maintient le modèle relativement simple tout en conservant une capacité suffisante pour apprendre la variabilité et la saisonnalité des données.
- **Considérations pratiques** : Le modèle avec 10 neurones a atteint les objectifs de performance sans nécessiter une complexité accrue, ce qui permet de concentrer les efforts sur d'autres aspects du modèle ou de l'application.

F. Prévisions Futures pour les RNAs

Les résultats des prévisions sont représentés dans la table 3.4 .

TABLE 3.4 – Résultats des prévisions par les RNAs

Mois	Juin 2024	Juillet 2024	Août 2024	Septembre 2024	Octobre 2024	Novembre 2024
Demande	114.11983	149.47536	181.42883	210.3076	236.40755	259.99603

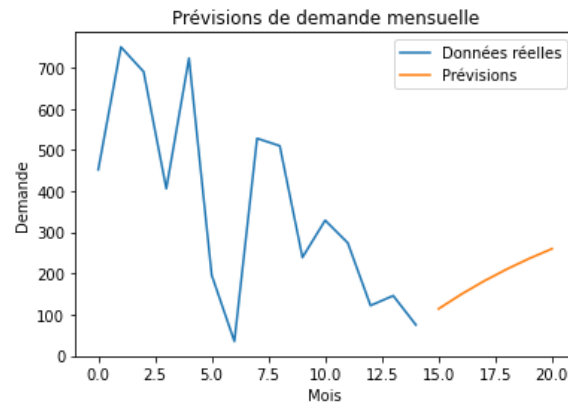


FIGURE 3.11 – Prévisions demande par RNAs

Les prévisions spécifiques pour les prochains mois (mai à octobre 2024) montrent une variation, ce qui reflète la dynamique attendue de la demande plutôt qu'une constance artificielle observée avec d'autres méthodes.

G. Métriques d'Évaluation pour les RNAs

Les métriques clés d'évaluation pour les RNAs sont :

- **Mean Absolute Error (MAE) : 0.0494**
- **Root Mean Squared Error (RMSE) : 0.0496**
- **Mean Squared Error (MSE) : 0.0025 (pour une prédiction spécifique)**
- **MSE moyen de la validation croisée : 0.1077**

Ces résultats démontrent une amélioration significative par rapport à la méthode Box-Jenkins, avec des erreurs considérablement plus faibles.

Pour déterminer le taux de fiabilité du modèle, qui représente l'exactitude ou la précision du modèle de prévision, on peut le calculer comme suit :

$$\text{Taux de fiabilité} = 100\% - \text{MAPE}$$

Dans notre cas :

$$\text{Taux de fiabilité} = 100\% - 4.94\% = 95.06\%$$

Donc, le modèle de Réseaux de Neurones Artificiels (RNAs) a un taux de fiabilité estimé à environ 95.06%. Cela indique que les prévisions du modèle RNAs sont fiables à environ 95.06% par rapport aux valeurs réelles.

TABLE 3.5 – Comparaison des indicateurs de fiabilité entre Box & Jenkins et les RNAs

Indicateur de Fiabilité	Box & Jenkins	Les RNAs
MAE	182.5328	0.0494
MAPE	18253.28%	4.94%
TR	Très faible	95.06%

Les Réseaux de Neurones Artificiels (RNAs) surpassent clairement la méthode Box-Jenkins en termes de précision et de capacité à capturer les variations réelles de la demande. Les RNAs ont produit des prévisions avec des erreurs très faibles (RMSE et MAE proches de zéro), ce qui les rend beaucoup plus fiables pour les applications de prévision dans des environnements dynamiques comme celui de la demande de paires de baskets.

Grâce à ce modèle prévisionnel basé sur les Réseaux de Neurones Artificiels (RNAs), il est désormais possible de planifier efficacement le stockage et la demande digitale des paires de baskets Ekiden. En disposant de prédictions précises sur les quantités demandées dans les mois à venir, Decathlon El Djazaïr peut mieux anticiper et gérer ses stocks. Pour les périodes promotionnelles, où les fluctuations de la demande sont plus marquées, des planifications spécifiques pourront être mises en place, en excluant les anomalies observées lors des soldes saisonnières.

Ce modèle prévisionnel, bien que développé initialement pour un seul article, présente un potentiel significatif pour être étendu à d'autres produits du catalogue e-commerce. En appliquant cette méthodologie à une gamme plus large d'articles, Decathlon El Djazaïr pourra optimiser la disponibilité des stocks en entrepôt, augmentant ainsi le taux de satisfaction des commandes en ligne. Chaque article et chaque catégorie d'articles doit être analysé individuellement pour comprendre sa dynamique de vente unique.

Les prévisions fournies par ce modèle permettent également de calculer précisément les stocks de sécurité et les seuils nécessaires pour les stratégies d'approvisionnement. Cela se traduit par une gestion plus efficace des inventaires et une amélioration de la disponibilité des produits, ce qui est crucial pour répondre à la demande en ligne de manière fiable.

3.3 Analyse des Paniers d'Achat des Clients Digitaux

Cette approche s'inscrit dans deux démarches : la première est réactive et la seconde proactive. La démarche réactive consiste à analyser les données réelles des paniers d'achats et du comportement des clients. En examinant ces données, nous cherchons à identifier des solutions basées sur les comportements et les données observées, provenant de l'historique des ventes. La stratégie adoptée dans cette démarche relève d'une forme de réactivité, c'est-à-dire répondre aux tendances et aux associations déjà existantes.

À l'inverse, la démarche proactive vise à inciter les clients à acheter certains types de produits. L'objectif est de concevoir des packs de produits sportifs combinant des articles disponibles en entrepôt avec des articles actuellement indisponibles, nécessitant un stockage anticipé. Cette démarche vise à augmenter le taux d'affectation des commandes en ligne à l'entrepôt, tout en réduisant les commandes en magasin.

3.3.1 Démarche Réactive

Grâce au data mining et en utilisant un algorithme de règles d'association, en particulier l'algorithme "Apriori", nous allons identifier les associations fréquentes entre les articles achetés en ligne. Par exemple, si l'analyse révèle une association fréquente entre les baskets et les chaussettes, nous devrions alors garantir que ces deux articles soient stockés ensemble dans l'entrepôt, même si actuellement les chaussettes ne sont pas stockées dans ce dernier. En mettant en œuvre cette stratégie, nous pouvons éviter que l'algorithme DKTF, qui priorise la vérification des disponibilités en entrepôt, réaffecte les commandes aux magasins en raison de l'indisponibilité de certains articles en entrepôt ou génère des "split orders".

3.1.1 Méthodologie d'analyse des paniers d'achats

A. Collecte et Prétraitement des Données

1 Nettoyage des Données

Cette étape consiste à nettoyer les données exportées afin de les utiliser dans notre étude. Après une analyse approfondie des données, les conclusions suivantes ont été tirées :

- Les données de 2023/2024 sont fiables car les commandes effectuées sur le site web sont automatiquement enregistrées. Toutes les informations, telles que la date, le mode de livraison et le temps de préparation, sont traçables.
- Aucune valeur manquante ou aberrante n'a été détectée.
- Les retours et les commandes digitales annulées ont été supprimés de la base de données.
- Dans chaque panier, le mode de livraison est ajouté comme article "Livraison Cross Canal" pour tous les paniers des clients. Cet article est supprimé des paniers afin de ne pas biaiser le processus de l'algorithme et pour éviter qu'il n'apparaisse comme un article fréquent. L'objectif est d'identifier des associations entre les produits vendus, plutôt qu'avec les modes de livraison.

2 Transformation des Données

Nous allons à présent entamer la préparation des données pour les charger dans l'algorithme. La préparation se fait en deux parties :

- **Sélection des colonnes** : Nous devons choisir les colonnes à utiliser pour notre algorithme. Les dimensions sélectionnées sont :
 - o Order Id : l'identifiant de la commande
 - o State : état de la commande (fulfilled - effectuée -, in transit - en cours de livraison -, in partial ship - commandes divisées -, click & collect finished)
 - o Order Date : la date de la commande
 - o Model : Code du modèle de l'article
 - o Model label : Description ou nom de l'article
 - o Item : identifiant unique de l'article
 - o Sender Store : le magasin à partir duquel la commande est préparée
 - o Quantity : la quantité de l'item commandée
 - o Turnover : le chiffre d'affaires réalisé par la commande

- **Regroupement des Données** : Maintenant que nos données sont structurées, nous allons regrouper les transactions par Order ID pour obtenir une chaîne de caractères contenant les libellés des modèles achetés dans un seul panier.

B. Processus de mise en place de l'algorithme

1 Choix de l'algorithme

Lors de l'analyse des paniers d'achats à partir d'un volume de données très élevé, nous avons exploré deux algorithmes principaux : Apriori et FP-Growth. Après avoir appliqué ces deux algorithmes à nos données, nous avons observé que les résultats générés étaient identiques. Cette similitude est due à la capacité des deux algorithmes à découvrir les mêmes patterns fréquents dans notre cas. Cependant, pour simplifier la présentation et éviter une redondance dans l'explication des résultats, on a choisi de se concentrer sur l'algorithme Apriori pour cette étude.

Après le nettoyage et le prétraitement des données, le processus de mise en place de l'algorithme "Apriori" peut être décrit comme suit :

- **1. Chargement des Données** : Le fichier Excel contenant les données de commandes est chargé dans un DataFrame pandas.
- **2. Regroupement des Articles par 'Order Id'** : Les articles sont regroupés par identifiant de commande pour former des transactions.
- **3. Création de la Colonne 'Transaction'** : Une nouvelle colonne est ajoutée au DataFrame original pour stocker les listes d'articles par transaction.
- **4. Suppression des doublons de Transactions** : Les doublons de transactions sont supprimés, en conservant la première occurrence.
- **5. Encodage des Transactions** : Les transactions sont transformées en un format adapté pour l'algorithme "Apriori" à l'aide d'un encodeur.
- **6. Extraction des Itemsets Fréquents** : L'algorithme "Apriori" est utilisé pour extraire les itemsets fréquents avec un support minimal de 1% .

2 Justification du min sup

Pour poser un seuil minimal de support (Min Sup) de 1% dans l'algorithme Apriori, nous avons analysé les statistiques descriptives illustrées dans l'annexe B :

- La valeur maximale du support (max) est 0.158156, ce qui signifie que l'item le plus fréquent apparaît dans environ 15.82% des transactions.
- La valeur moyenne (mean) du support est 0.001049, indiquant qu'en moyenne, un item apparaît dans environ 0.10% des transactions.
- Le troisième quartile (75%) du support est 0.000595, ce qui signifie que 75% des items ont un support inférieur à 0.0595%.
- Un seuil de support minimal de 1% signifie que les itemsets fréquents doivent apparaître dans au moins 1% des transactions.
- Compte tenu que la plupart des items ont un support inférieur à 0.0595% (selon les statistiques), un seuil de 1% éliminerait une grande partie des items moins fréquents, ce qui permet de se concentrer sur les items les plus significatifs.
- Par exemple, avec un support de 1% , seul un item qui apparaît dans au moins 18 transactions (1% de 1873 transactions) sera considéré comme fréquent.

- Un seuil de 1% permet de filtrer les items rares qui peuvent apparaître sporadiquement et qui ne sont pas nécessairement utiles pour l'analyse ou la prise de décision. Cela aide à éviter le bruit et à se concentrer sur les patterns importants.
- Un seuil de support minimal trop bas (par exemple, en dessous de 1%) pourrait générer une énorme quantité d'itemsets fréquents, ce qui peut être difficile à traiter et interpréter. En fixant un seuil à 1% , on trouvera un équilibre entre l'inclusivité des items et la praticabilité de l'analyse.

3 Génération des Règles d'Association

Les règles d'association sont dérivées des itemsets fréquents en utilisant un seuil minimal de confiance fixé à 30%. Ce seuil a été sélectionné après une exploration de plusieurs niveaux de confiance, visant à maximiser la rétention des règles pertinentes tout en minimisant l'inclusion de règles non significatives. À ce seuil, l'analyse a identifié 15 associations pertinentes qui démontrent une corrélation significative entre les articles achetés ensemble dans les transactions étudiées.

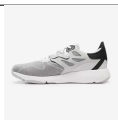



Le script détaillant ces étapes est présenté dans l'annexe C.

C. Résultats Préliminaires de l'Algorithme

1 Itemsets Fréquents

L'algorithme a permis de générer une liste d'itemsets fréquents, représentant les articles et les combinaisons d'articles récurrents dans au moins 93 transactions sur un total de 9276, soit 1% des paniers. Parmi les motifs fréquents identifiés, l'itemset N°0, correspondant à "ACTIWALK 500 SHOES MEN GREY", présente un support de 1,20%, et l'itemset N°3, correspondant à "BASIC ARMCHAIR XL", présente un support de 1,26%. Ces itemsets sont des itemsets uniques.

TABLE 3.6 – Itemsets fréquents avec images

Itemsets N°	Support	Modèle	Image
0	0.012074	"ACTIWALK 500 SHOES MEN GREY"	
3	0.012613	"BASIC ARMCHAIR XL"	
78	0.012829	"TSHIRT RUN DRY M BLACK + T SHIRT RUN DRY M PETROLE BLUE"	
82	0.013152	"EKIDEN ONE MAN WHALE GREY + SHOE NH50 LOW M BLACK"	

En outre, les itemsets N°78 et N°82 sont des 2-itemsets, car ils contiennent chacun deux items.

Cela indique que les deux items apparaissent fréquemment ensemble dans les paniers d'achats des clients digitaux.

Bien que l'algorithme ait identifié plus de 80 itemsets fréquents, il n'a pas été possible de tous les afficher. Cependant, cette limitation n'est pas problématique, car l'objectif principal est d'analyser les règles d'association entre ces itemsets, ce qui constitue la prochaine étape de notre étude.

2 Règles d'associations

Nous présentons ci-dessous dans la table 3.7 une sélection de règles d'association clés identifiées à partir de l'analyse des paniers d'achats des clients digitaux chez Decathlon El Djazair. Ces règles mettent en lumière les relations significatives entre différents produits, basées sur leur fréquence d'apparition conjointe dans les transactions.

TABLE 3.7 – Règles d'associations

Numéro	Antécédents	Conséquents	Confidence
0	EKIDEN ONE MAN WHALE GREY	EKIDEN ONE MAN GREY	0.378049
3	RUN 100 W SHOES W SHOES BKO	EKIDEN ONE MAN WHALE GREY	0.534031
6	T SHIRT RUN DRY M BLUE H17B	TSHIRT RUN DRY M BLACK	0.310976
9	TRACKSUIT GYM'Y S100 BOY NAVY	TRACKSUIT GYM'Y S500 GIRL PINK AND NAVY	0.311798
10	TRACKSUIT GYM'Y S500 GIRL PINK AND NAVY	TRACKSUIT GYM'Y S100 BOY NAVY	0.406593
11	TROUSERS 100 RE- GULAR GYM MEN BLUE	TROUSERS 100 RE- GULAR GYM MEN BLACK	0.339934
12	RUN CUSHION M BLACK GREY + EKIDEN ONE MAN WHALE GREY	EKIDEN ONE MAN GREY	0.586207

Le tableau complet avec les 15 règles d'associations et les autres métriques évaluant la force des règles d'association, sont détaillés dans l'annexe C.

D. Interprétation

Les analyses des règles d'association révèlent que les clients présentent différents comportements d'achat, chacun caractérisé par des paniers types distincts. Ces comportements se manifestent à travers plusieurs schémas, illustrés dans la table 3.8.

TABLE 3.8 – Caractéristiques du Panier et Comportement Client

Caractéristique du Panier	Comportement Client
Collection des modèles	Les clients tendent à acheter des paires de baskets de différents modèles en même temps.
Collection des couleurs	Certains clients préfèrent acheter des T-shirts de running de différentes couleurs dans un même panier.
Complémentarité des articles	Il est fréquent de voir des clients acheter une tenue sportive pour enfant fille associée à une tenue pour enfant garçon, illustrant ainsi une volonté de compléter les articles pour différents membres de la famille dans une même transaction.

1.2 Stratégies d'approvisionnement et calcul du stock de sécurité

Si on reste sur l'exemple des associations N°9 et N°10 mettent en évidence que l'article "TRACK-SUIT GYM'Y S100 BOY NAVY" est souvent acheté avec le modèle "TRACKSUIT GYM'Y S500 GIRL PINK AND NAVY". Cette observation suggère que ces deux modèles devraient être stockés ensemble en entrepôt, répondant ainsi à la demande commune des parents qui achètent des survêtements pour leurs enfants, quel que soit leur sexe.



FIGURE 3.12 – stratégie d'approvisionnement basée sur les règles d'associations générées par l'algorithme

En se basant sur les règles d'associations générées par l'algorithme Apriori et sur les résultats obtenus dans la partie précédente, nous proposons une amélioration et un complément de l'approvisionnement en entrepôt. Cette amélioration vise à associer à chaque article les articles fréquemment achetés avec lui. Cette approche réactive agissant selon les données réelles du comportement d'achat sera renforcée par des stratégies de réapprovisionnement telles que le Système de Réapprovisionnement Automatique (Automatic Replenishment System - ARS) et la Stratégie de Stock de Sécurité. Le schéma directeur du réapprovisionnement se décompose en plusieurs étapes clés, comme indiqué dans la figure 3.13 .

A. Système de Réapprovisionnement Automatique (ARS)

Pour optimiser le réapprovisionnement des paires de produits fréquemment achetés ensemble, nous allons intégrer les règles d'association générées par l'algorithme Apriori dans le système

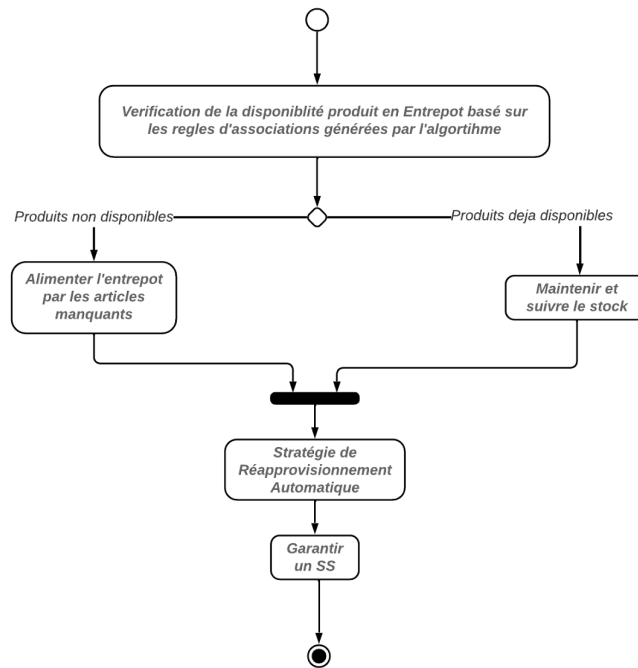


FIGURE 3.13 – Stratégie d’approvisionnement basée sur les règles d’associations générées par l’algorithme

Forecast & Replenishment (F&R) utilisé chez Decathlon El Djazair. Ce système, détaillé dans la partie "Étude de l’Existant" du mémoire, permettra de déclencher automatiquement les commandes pour réapprovisionner les articles lorsque les niveaux de stock tombent en dessous d’un seuil critique. la figure 3.14 représente le schéma séquentiel illustrant l’intégration des règles d’association dans le système (F&R) .

Schéma Séquentiel de l’Intégration des Règles d’Association dans le Système F&R

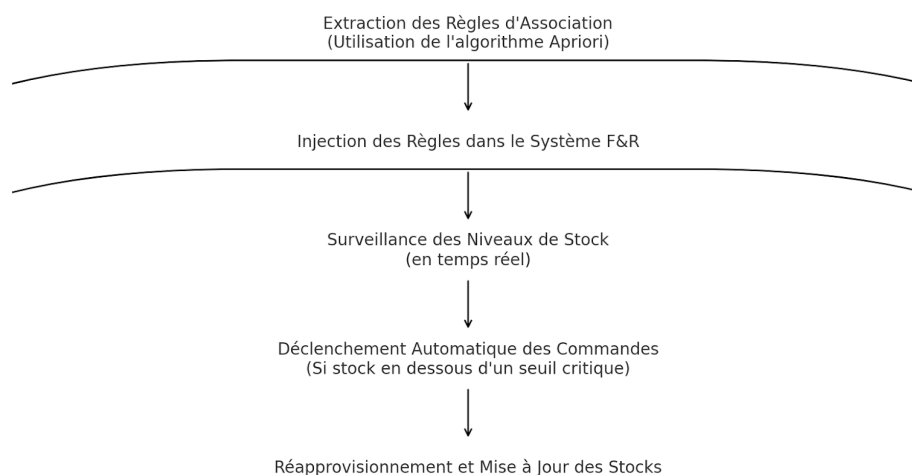


FIGURE 3.14 – Schéma Séquentiel de l’Intégration des Règles d’Association dans le Système FR

B.Stratégie de Stock de Sécurité (Safety Stock)

La Stratégie de Stock de Sécurité joue un rôle crucial dans la gestion des stocks en prévoyant les fluctuations imprévues de la demande et les délais de livraison. Les stocks de sécurité sont calculés ci-dessous, grâce à l'approche N°1 où nous avons développé un modèle prévisionnel et estimé la demande pour l'item "EKIDEN ONE MAN WHALE GREY".

1 Calculs du Stock de Sécurité pour l'Item “ Ekiden One Man Whale Grey ”

-Demande Prévues

TABLE 3.9 – Demande previsionelle Juin 2024- Nov2024

Mois	Demande
Juin 2024	114.11983
Juillet 2024	149.47536
Août 2024	181.42883
Septembre 2024	210.3076
Octobre 2024	236.40755
Novembre 2024	259.99603

- Moyenne de la Demande Prévues

$$\text{Moyenne de la demande} = \frac{\sum \text{Demande Prévues}}{\text{Nombre de mois}}$$

$$\text{Moyenne de la demande} = \frac{114.11983 + 149.47536 + 181.42883 + 210.3076 + 236.40755 + 259.99603}{6}$$

$$\text{Moyenne de la demande} = 191.95587$$

-Calcul de l'Écart-Type (σ_d) de la Demande Prévues

Pour calculer l'écart-type, nous utiliserons la formule suivante :

$$\sigma_d = \sqrt{\frac{\sum (x_i - \mu)^2}{N}}$$

où :

- x_i est chaque valeur de la demande prévue,
- μ est la moyenne de la demande,
- N est le nombre de valeurs (6 mois).

$$\sigma_d = \sqrt{\frac{2486.5737}{6}} = 49.8645$$

-. Facteur de Service (Z)

Pour un niveau de service de 95%, le facteur de service Z est 1.645.

-Calcul du Stock de Sécurité Supposons que le délai de livraison L est de 1 mois :

$$\text{Stock de sécurité} = Z \times \sigma_d \times L$$

$$\text{Stock de sécurité} = 1.645 \times 49.8645 \times 1$$

$$\text{Stock de sécurité} = 82.0195$$

Ces calculs montrent comment les données de la demande prévue sont utilisées pour déterminer le stock de sécurité nécessaire pour assurer un niveau de service élevé et répondre aux fluctuations de la demande .

3.3.2 Démarche proactive

Dans cette section, on adoptera une approche proactive visant à inciter les clients à acheter certains types de produits. Pour ce faire, nous avons choisi la méthode économique du "*groupement des articles*", également connue sous le terme anglais de "*bundling*". Cette approche va être prouvée économiquement comme étant capable de générer des profits supérieurs à ceux obtenus par la vente d'articles séparés.

3.2.1 Conception des packs produits

Nous allons concevoir des packs de produits sportifs combinant des articles disponibles en entrepôt avec des articles actuellement indisponibles, nécessitant un stockage anticipé.

A. Types de Produits Sportifs

Les packs incluront des produits des catégories suivantes :

- Fitness
- Randonnée
- Running
- Natation

Les produits seront sélectionnés parmi les niveaux de gamme suivants :

- Entrée de gamme
- Milieu de gamme
- Haut de gamme

B.Exemples de Packs Produits

Deux exemples de packs de produits proposés pour le site web sont présentés ci-dessous. Les autres packs sont détaillés dans l'annexe D.

- B.1 Pack Cyclisme

TABLE 3.10 – Contenu et détails du Pack Cyclisme

Contenu du Pack	Prix	Disponibilité en Entrepôt	Image
Casque de vélo	3 900 DZD	Non	
Gants de cyclisme	2 000 DZD	Non	
Pompe à vélo	2 700 DZD	Oui	

-B.2 Pack Fitness

TABLE 3.11 – Contenu et détails du Pack Fitness

Contenu du Pack	Prix	Disponibilité en Entrepôt	Image
Tapis de yoga essentiel	4 900 DZD	Oui	
Haltères de 2.5 kg	2 450 DZD	Non	

3.2.2 Stratégie de Stockage des packs produits

Pour assurer la disponibilité des produits manquants dans les packs, une stratégie de stockage proactive sera mise en place. Cette stratégie inclura :

- **Planification des Achats** : Planification des achats pour les produits du pack manquants afin de garantir leur disponibilité en entrepôt.
- **Gestion des stocks** : Suivi et gestion des stocks pour éviter les ruptures et optimiser la disponibilité des produits.

3.2.3 Démonstration économique

Pour démontrer économiquement les avantages du "bundling" ou groupement de produits, nous allons suivre les principes de l'économie managériale. Nous prendrons l'exemple d'un pack de

produits de fitness proposé par Decathlon El Djazair et comparerons les profits avec et sans le "bundling".

A. Calcul des Profits sans "Bundling"

Prix de vente unitaires :

- Tapis de yoga : $P1 = 4900$ DZD
- Haltères de 2.5 kg : $P2 = 2450$ DZD

Coûts unitaires :

- Tapis de yoga : $C1 = 2500$ DA
- Haltères de 2.5 kg : $C2 = 1225$ DA

Supposons que 100 clients achètent chaque produit séparément :

Revenus :

$$(100 \times 4900 \text{ DA}) + (100 \times 2450 \text{ DA}) = 735,000 \text{ DA}$$

Coûts total :

$$(100 \times 2500 \text{ DA}) + (100 \times 1225 \text{ DA}) = 372,500 \text{ DA}$$

Pour des raisons de simplification des calculs, nous supposons dans ce qui suit que les coûts fixes sont nuls.

Profit sans "Bundling" :

$$\pi_1 = 735,000 \text{ DA} - 372,500 \text{ DA} = 362,500 \text{ DA}$$

B. Calcul des Profits avec "Bundling"

Supposons que nous proposons un pack "Fitness" composé d'un tapis de yoga et d'haltères de 2.5 kg à un prix de vente de 6 500 DZD. Nous appliquons une remise de 11.5

$$(P1 + P2) \times (1 - 0.115) = (4900 + 2450) \times 0.885 = 6500 \text{ DZD}$$

Cette remise est choisie pour tester l'impact sur la demande, en supposant que cette réduction de prix est suffisante pour attirer plus de clients, basée sur l'élasticité-prix de la demande.

Coût du pack :

$$\text{Tapis de yoga (2500 DA) + Haltères (1225 DA) = 3725 DA}$$

Supposons que 150 clients achètent le pack :

Revenus :

$$150 \times 6500 \text{ DA} = 975,000 \text{ DA}$$

Coûts total : supposons que les coûts fixes sont nuls pour des raisons de simplification

$$150 \times 3725 \text{ DA} = 558,750 \text{ DA}$$

Profit avec "Bundling" :

$$\pi_2 = 975,000 \text{ DA} - 558,750 \text{ DA} = 416,250 \text{ DA}$$

En comparant les profits avec et sans "bundling", nous constatons que le profit avec le "bundling" (416,250 DA) est supérieur au profit sans "bundling" (362,500 DA), malgré une remise de 11,5% sur le pack.

C. Analyse Économique

Pour justifier l'augmentation des ventes de 50% en réponse à une réduction de prix de 11.5%, nous devons introduire le concept d'élasticité-prix de la demande. Il s'agit d'un indicateur de la sensibilité de la demande à la variation du prix. Cet indicateur permet d'anticiper la réaction de la demande en réponse aux fluctuations du prix. Partant du principe que la demande diminue lorsque le prix d'un bien augmente, ce ratio est généralement négatif.

Élasticité-prix de la demande () :

$$\epsilon = \frac{\% \text{ variation de la quantité demandée}}{\% \text{ variation du prix}}$$

Dans notre cas :

Variation du prix : - 11.5%

Variation de la quantité demandée : + 50%

Calculons l'élasticité-prix :

$$\epsilon = \frac{+50\%}{-11.5\%} = -4.35$$

L'élasticité est négative, ce qui est typique pour la plupart des biens, car une baisse du prix entraîne généralement une augmentation de la quantité demandée (relation inverse).

Une élasticité de -4.35 indique que les produits sont très élastiques, c'est-à-dire que la demande est très sensible aux variations de prix. En jumelant les produits et en offrant une remise, nous augmentons l'attrait pour les consommateurs, ce qui se traduit par une augmentation significative de la demande.

L'analyse montre que la stratégie de bundling, notamment lorsqu'elle est appliquée à des produits dont la demande est assez élastique, peut augmenter les profits en stimulant la demande. Cette approche permet de maximiser les ventes et les profits, même en tenant compte des réductions de prix.

En synthétisant les démarches réactive et proactive dans l'analyse des paniers d'achat des clients digitaux, nous mettons en lumière une approche équilibrée pour optimiser les ventes et la gestion des stocks et en adoptant les initiatives des associations et des packs, DKTFE transforme sa stratégie d'affectation des commandes en ligne. Désormais, plutôt que de prioriser les magasins pour la majorité des commandes en fonction de leur disponibilité, DKTFE dirigera davantage de commandes vers les entrepôts.

3.4 Clustering des Produits selon leur typologie

Contrairement à l'approche précédente où nous avons agi sur le comportement client, dans cette approche, nous allons agir sur la typologie produits et selon un seul critère qui est le poids. Cette analyse consiste à classifier les articles de DECATHLON selon leur poids, en utilisant le clustering. Cette nouvelle classification logistique permettra de traiter les articles avec des paramètres personnalisés adaptés à leur poids.

3.4.1 Clustering des articles par l'algorithme K-means

A. Collecte et chargement de Données

Les données des poids des articles "Decathlon" vendus dans le monde entier sont extraites d'un fichier excel nommé "item-weight" . La base de données originale contient 8279 lignes, nous commençons par charger les données à partir de ce fichier et affichons un aperçu des données pour vérifier leur structure.

Avant d'entamer l'étude, nous avons aligné la base de données avec les stocks disponibles chez Décathlon Algérie. Les données sont filtrées pour ne conserver que les articles disponibles à la vente en Algérie et présents dans les entrepôts ainsi que dans les six magasins. La nouvelle base de données obtenue reflète le stock algérien et contient 5509 articles et les résultats sont affichés dans la table 3.12 pour vérification.

TABLE 3.12 – Exemple de la base de données des articles lourds

	Item	model	label	gross_weight	net_weight	weightunit
0	4015623	8583453	SANDAL NH100 M GREY	0.558	0.558	KG
1	2614913	8519842	TSHIRT RUN DRY M BLUE HEATHER	0.133	0.133	KG
2	2190455	8383493	HENDAIA NT TURQUOISE	0.118	0.118	KG
3	4681389	8771124	T SHIRT RUN DRY M RED E08C	0.135	0.135	KG
4	4134256	8603485	JUMP ROPE 500 FOAM PINK	0.200	0.200	KG

- **gross_weight** : Poids brut de l'article. Ce poids est utilisé pour la logistique, notamment pour la livraison et le stockage dans les entrepôts (warehouse).
- **net_weight** : Poids net de l'article. C'est le poids de l'article sans son emballage, utilisé principalement pour le stockage en magasin.
- **weight_unit** : Unité de mesure du poids. Dans ce cas, tous les poids sont mesurés en kilogrammes (KG).

B. Sélection et Vérification des Poids Bruts

nous avons sélectionné la colonne des poids bruts "gross_weight" pour effectuer le clustering. Ensuite, nous avons identifié les articles pour lesquels le poids brut diffère du poids net afin de vérifier l'intégrité des données.

Le nombre de lignes présentant une différence entre le poids brut et le poids net est de 4 sur un total de 5509, ce qui indique que cette différence est négligeable. Par conséquent, nous avons poursuivi l'analyse en utilisant l'attribut "gross_weight". Cet attribut est particulièrement pertinent car il inclut l'emballage et est utilisé pour la logistique, notamment pour le stockage dans les entrepôts et la gestion des livraisons.

C. Normalisation et Méthode du Coude

Les valeurs manquantes sont vérifiées et, si présentes, les lignes correspondantes sont supprimées. Ensuite, les données de poids brut "gross_weight" sont normalisées pour les rendre comparables, en utilisant les fonctions `scale` de `sklearn.preprocessing`.

La méthode du coude est ensuite appliquée grâce à la définition d'une fonction "elbow method" pour déterminer le nombre optimal de clusters. Le coude dans le graphe représenté dans la figure 3.15 indique 3 clusters. Cette étape est importante car l'algorithme "k-means" est l'un des algorithmes de classification qui nécessite un nombre connu de classe n .

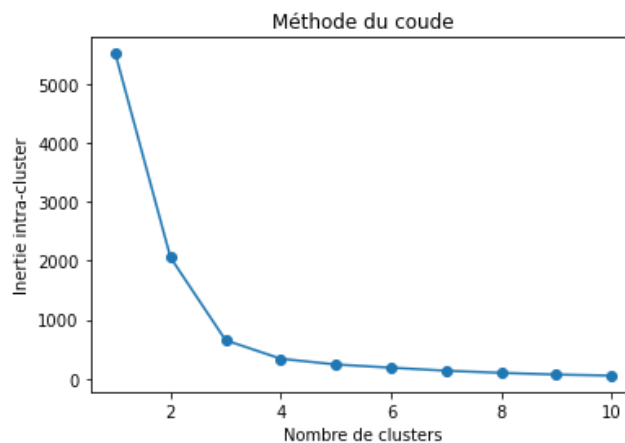


FIGURE 3.15 – le graphe indiquant le nombre de clusters à prendre en compte en se basant sur la méthode du "coude qui casse"

D. Clustering K-Means et Analyse des Clusters

L'algorithme K-Means est appliqué avec 3 clusters en utilisant la librairie `sklearn.cluster` en programmant l'algorithme par le langage python en utilisant le logiciel "Visual Studio Code". Les clusters sont assignés aux données, et les centroïdes des clusters sont affichés et visualisés sur le graphe de la figure 3.16.

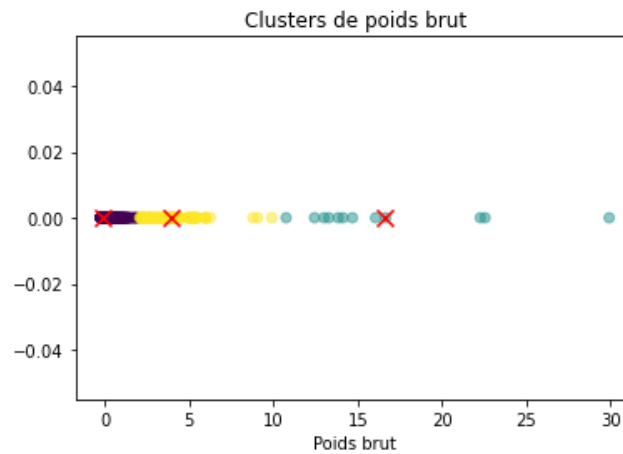


FIGURE 3.16 – le graphe indiquant les centroïdes des clusters

Les clusters sont décrits statistiquement pour comprendre leur composition et les articles appartenant aux clusters 1 et 2 sont exportés vers un fichier CSV pour une analyse ultérieure (Les scripts complets sont en annexe E).

TABLE 3.13 – Tableau des données de clusters

Cluster	Nbr d'Items	Gross Weight Moy	Gross Weight Min	Gross Weight Max
0	5403	0.357947	0.001	7.5
1	12	59.925	39.000	107.2
2	94	14.839	7.950	36.0

3.4.2 Isolation des Items Lourds

Cette approche vise à isoler les items lourds tels que les machines de fitness, les vélos et autres produits dépassant 7.5 kg. Ces items sont inclus dans les deux clusters générés par l'algorithme K-means. Une configuration spécifique sera mise en place pour cette catégorie de produits dans le système DKTF.

Les articles appartenant aux clusters 1 et 2 ont été exportés dans un fichier Excel, résultant en un total de 106 articles. Un filtre a ensuite été appliqué pour distinguer les items stockés à la fois en entrepôt et en magasin de ceux stockés uniquement en magasin.

Schéma explicatif de la sélection des articles

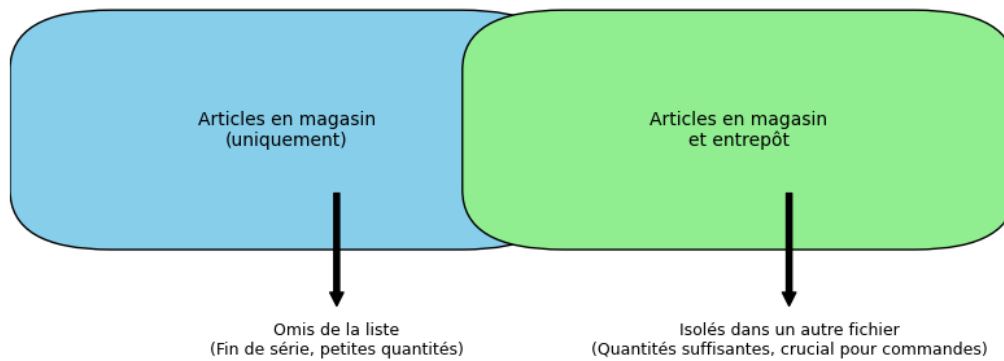


FIGURE 3.17 – schéma explicatif de la sélection des articles

Les articles présents uniquement en magasin ont été omis de la liste, car ces produits sont généralement en fin de série, avec des petites quantités que Décathlon Algérie préfère conserver en magasin physique pour que les clients puissent en profiter directement.

En revanche, les items présents à la fois en magasin et en entrepôt, avec des quantités suffisantes, ont été isolés dans un autre fichier. Cette catégorie de produits est cruciale car elle permet d'augmenter le taux d'affectation des commandes en entrepôt.

Après application de ce filtre, le nombre d'items lourds retenus est de 27. Pour ces items, il a été décidé de conserver de petites quantités en magasin pour exposition seulement. Toutes les commandes digitales contenant ces items seront affectées à l'entrepôt où elles seront disponibles en quantités suffisantes.

3.4.3 Mise en Place de la Configuration Logistique sur le Système DKTF

Étape 1 : Création d'une "Logistic Class"

La première étape consiste à créer une "logistic class". Une logistic class est une catégorie de produits spécifique traitée de manière particulière lors du fulfillment de la commande. Elle permet de définir des paramètres spécifiques tels que les méthodes de transport, les options de paiement et les zones d'affectation des commandes. Pour cette étude, une nouvelle logistic class a été créée pour les items lourds devant être expédiés exclusivement depuis l'entrepôt. Cette classe a été nommée "LC_only_wh" (Logistic Class Only Warehouse).

Étape 2 : Paramétrage de la Section "Carrier Method"

La deuxième étape consiste à paramétrer la section "carrier method" pour cette logistic class. Cela implique de décider quelles méthodes de transport et quel prestataire de livraison seront utilisés pour les commandes contenant ce type de produits. Dans notre cas, le prestataire choisi est "Mylerz", responsable des livraisons sortantes de l'entrepôt. Les étapes détaillées et les captures d'écran illustrant cette mise en œuvre sont fournies en annexe F.

Grâce à cette analyse, les articles lourds, tels que les machines de fitness et les vélos, ont été isolés et traités avec une configuration logistique dédiée afin d'assurer qu'ils soient expédiés exclusivement depuis l'entrepôt, avec des méthodes de transport adaptées. En conséquence, DKTFF pourra désormais affecter une plus grande proportion des commandes en ligne directement aux entrepôts, réduisant ainsi la pression sur les magasins physiques et améliorant l'efficacité du traitement des commandes.

3.5 Conclusion

Ce chapitre expose la solution proposée pour améliorer le taux d'affectation des commandes en ligne à l'entrepôt. La conception de cette solution s'est développée autour de trois sous-approches complémentaires, ciblant les défis identifiés précédemment.

La première approche utilise un modèle prévisionnel spécifique pour les articles de classe AA'. Cette méthode vise à améliorer la planification de la demande digitale en optimisant la disponibilité des produits en entrepôt. La deuxième approche combine une méthode réactive, utilisant l'algorithme Apriori pour identifier les associations fréquentes entre les articles, avec une approche proactive pour concevoir des packs de produits sportifs. Ces stratégies visent à améliorer l'expérience client tout en optimisant la gestion des stocks. Enfin, la dernière approche propose une nouvelle classification logistique basée sur la typologie des produits, notamment leur poids. Elle vise à optimiser la gestion des flux logistiques en garantissant que certains articles soient expédiés exclusivement depuis l'entrepôt.

3.6 Conclusion Générale

Ce mémoire s'est concentré sur l'optimisation de l'affectation des commandes en ligne entre l'entrepôt et les magasins physiques chez Decathlon El Djazair, abordant ainsi une problématique cruciale dans le contexte du retail omnicanal moderne. L'analyse initiale a révélé que seulement 32% des commandes en ligne étaient traitées par l'entrepôt, tandis que 68% étaient préparées à partir des magasins. Cette répartition déséquilibrée souligne les défis auxquels font face les retailers dans la gestion efficace de leurs canaux de vente multiples. Pour répondre à ces enjeux omnicanaux, trois approches complémentaires ont été développées à savoir une Classification des articles et développement d'un modèle prévisionnel, une analyse des paniers d'achat des clients digitaux ainsi qu'une Configuration logistique spécifique pour les articles lourds.

La première approche a utilisé une classification ABC bicritère des articles vendus en e-commerce, suivie d'un modèle prévisionnel pour les articles de classe AA'. Cette méthode vise à améliorer la planification de la demande digitale, en optimisant la disponibilité des produits en entrepôt. Tandis que la deuxième approche a combiné une démarche réactive, utilisant l'algorithme Apriori pour identifier les associations fréquentes entre les articles, et une démarche proactive de conception de packs de produits sportifs. Ces stratégies visent à améliorer l'expérience client tout en optimisant la gestion des stocks. Et la dernière approche propose une nouvelle classification logistique basée sur la typologie des produits, notamment leur poids. Elle vise à optimiser la gestion des flux logistiques, en garantissant que certains articles soient expédiés exclusivement depuis l'entrepôt.

La combinaison de ces trois approches devrait permettre à DKTFE d'optimiser la problématique omnicanale dans son ensemble, visant à trouver un juste équilibre entre les commandes affectées au canal physique et au canal digital. En améliorant la disponibilité des produits en entrepôt, en créant des associations d'articles stratégiques, et en dirigeant certains types de produits exclusivement vers l'entrepôt, DKTFE devrait être en mesure d'augmenter considérablement le pourcentage de commandes traitées par l'entrepôt.

Dans le contexte du retail moderne, l'omnicanalité est devenue une nécessité stratégique. Elle permet aux retailers comme Decathlon El Djazair de répondre aux attentes des consommateurs qui naviguent sans cesse entre les canaux physiques et digitaux. Les approches proposées dans ce mémoire s'inscrivent pleinement dans cette logique, en cherchant à optimiser la gestion des stocks, la prévision de la demande, et la logistique, tous des éléments clés d'une stratégie omnicanale réussie.

La solution proposée pourrait potentiellement calculer la nouvelle proportion du taux d'affectation des commandes en ligne en entrepôt. Cependant, il est important de noter une limite : les données nécessaires à l'application de ces approches sont futures et ne sont pas disponibles actuellement. Cette contrainte souligne l'importance d'une mise en œuvre progressive et d'une adaptation continue des stratégies proposées, une réalité bien connue dans le monde du retail en constante évolution.

Les perspectives futures résident principalement dans l'amélioration continue des modèles prévisionnels pour une gestion plus précise de la demande, permettant ainsi une meilleure répartition des stocks entre canaux physiques et digitaux. En parallèle, l'exploration de nouvelles technologies comme l'intelligence artificielle et l'analyse avancée des données pourrait permettre de découvrir de nouvelles synergies entre les produits et d'optimiser davantage les opérations logistiques. En intégrant ces perspectives, les retailers peuvent viser à améliorer significativement l'expérience client tout en réduisant les coûts opérationnels et en renforçant leur position

concurrentielle sur le marché omnicanal actuel.

En conclusion, ce mémoire offre une approche multidimensionnelle pour résoudre la problématique d'affectation des commandes en ligne chez Decathlon El Djazair, tout en s'inscrivant dans une perspective plus large de l'omnicanalité dans le retail. Notre contribution, bien qu'elle soit confrontée à des défis liés aux données futures, présente un potentiel significatif pour optimiser la gestion omnicanale et améliorer l'équilibre entre les canaux physiques et digitaux. Cette optimisation est cruciale pour les retailers modernes qui cherchent à offrir une expérience client fluide à travers tous les points de contact, tout en maximisant l'efficacité opérationnelle de leur chaîne d'approvisionnement.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] « New sporting goods industry trends for 2023 | McKinsey ». Consulté le : 4 juillet 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.mckinsey.com/industries/retail/our-insights/sporting-goods-2023-the-need-for-resilience-in-a-world-in-disarray#/>
- [2] « Chiffre d'affaires des plus grandes entreprises de sportswear monde 2022 | Statista ». Consulté le : 4 juillet 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://fr.statista.com/statistiques/1368214/sportswear-entreprises-chiffre-affaires-monde/>
- [3] « physical-activity-dza-2022-country-profile.pdf ». Consulté le : 4 juillet 2024. [En ligne]. Disponible sur : https://cdn.who.int/media/docs/default-source/country-profiles/physical-activity/physical-activity-dza-2022-country-profile.pdf?sfvrsn=6b5d471d_4&download=true
- [4] « Master.thesis.Brozkova.pdf ». Consulté le : 4 juillet 2024. [En ligne]. Disponible sur : https://theses.cz/id/j8n9hj/Master_thesis_Brozkova.pdf?zpet=%2Fvyhledavani%2F%3Fsearch%3DDecathlon%20sports%20equipment%20-%20low%20prices%20and%20quality%26start%3D1
- [5] I. Zouaghi, « Maturité supply chain des entreprises : conception d'un modèle d'évaluation et mise en oeuvre ».
- [6] « Un prestataire logistique pour les acteurs du commerce », Mistral Services. Consulté le : 24 juin 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://mistralservices.fr/entreprise/>
- [7] « Le retail expliqué en détail : définition, guide et tendances | PME WEB ». Consulté le : 4 juillet 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.pme-web.com/retail-definition-guide-tendances/>
- [8] « Distribution Channels Definition Types Of Distribution ». Consulté le : 27 juin 2024. [En ligne]. Disponible sur : <http://fity.club/lists/w/distribution-channels-definition-types-of-distribution/>
- [9] S. A. Neslin et al., « Challenges and Opportunities in Multichannel Customer Management », *J. Serv. Res.*, vol. 9, no 2, p. 95-112, nov. 2006, doi : 10.1177/1094670506293559.
- [10] P. A. Salle et T. Dupont, « Comment implanter une stratégie omnicanal », vol. 39, no 4, 2015.
- [11] acteos, « Omnicanalité : véritable révolution pour les retailers et le SCM », Acteos. Consulté le : 27 juin 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.acteos.fr/blog/flux-omnicanaux-defi-logistique/>
- [12] « Competing in the Age of Omnichannel Retailing », Harvard Business Publishing. Consulté le : 4 juillet 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://hbsp.harvard.edu/product/SMR454-PDF-ENG>
- [13] T. H. A. Bijmolt et al., « Challenges at the marketing–operations interface in omnichannel retail environments », *J. Bus. Res.*, vol. 122, p. 864-874, janv. 2021, doi : 10.1016/j.jbusres.2019.11.034.
- [14] Q. Du, « An Overview on Omnichannel Inventory Strategy under Uncertain Demand », *Am. J. Ind. Bus. Manag.*, vol. 11, no 05, p. 525-535, 2021, doi : 10.4236/ajibm.2021.115033.
- [15] J. H. Kembro et A. Norrman, « Warehouse configuration in omni-channel retailing ».

- [16] M. Hu, X. Xu, W. Xue, et Y. Yang, « Demand Pooling in Omnichannel Operations ». Rochester, NY, 14 décembre 2020. doi : 10.2139/ssrn.3214047.
- [17] « L'analyse ABC : une méthode de planification d'entreprise », IONOS Startup Guide. Consulté le : 28 juin 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.ionos.fr/startupguide/gestion/analyse-abc/>
- [18] R. H. Ballou, Business logistics/supply chain management : planning, organizing, and controlling the supply chain. Upper Saddle River, N.J. : Pearson/Prentice Hall, 2004. Consulté le : 4 juillet 2024. [En ligne]. Disponible sur : http://archive.org/details/businesslogistic0000ball_c0g9
- [19] « Calcul Stock De Sécurité : Les 6 Meilleures Formules | AbcSupplyChain ». Consulté le : 4 juillet 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://abcsupplychain.com/fr/stock-de-securite/>
- [20] thomas, « Stock de sécurité : quelle méthode de calcul pour trouver le niveau de stockage idéal? », Colibri. Consulté le : 4 juillet 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.colibri-snop.com/fr/stock-securite/>
- [21] H. Omar, W. Klibi, M. Z. Babai, et Y. Ducq, « Basket data-driven approach for omnichannel demand forecasting », Int. J. Prod. Econ., vol. 257, p. 108748, mars 2023, doi : 10.1016/j.ijpe.2022.108748.
- [22] B. L, « Data Mining : qu'est ce que l'exploration de données? », LEBIGDATA.FR. Consulté le : 25 juin 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.lebigdata.fr/data-mining-definition-exemples>
- [23] « Travaux et devoirs du cours Big data et data mining ». Consulté le : 4 juillet 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://classroom.google.com/w/NjQxNTM4ODMwNzE2/t/all>
- [24] S. Sagiroglu et D. Sinanc, « Big data : A review », in 2013 International Conference on Collaboration Technologies and Systems (CTS), San Diego, CA, USA : IEEE, mai 2013, p. 42-47. doi : 10.1109/CTS.2013.6567202.
- [25] « Big data : The next frontier for innovation, competition, and productivity | McKinsey ». Consulté le : 28 juin 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.mckinsey.com/capabilities/mckinsey-digital/our-insights/big-data-the-next-frontier-for-innovation>
- [26] « Adopting a smart data mindset in a world of big data | McKinsey ». Consulté le : 28 juin 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.mckinsey.com/industries/metals-and-mining/our-insights/adopting-a-smart-data-mindset-in-a-world-of-big-data>
- [27] « mgibig.data.full.report.pdf ». Consulté le : 28 juin 2024. [En ligne]. Disponible sur : https://www.mckinsey.com/~/_media/mckinsey/business%20functions/mckinsey%20digital/our%20insights/big%20data%20the%20next%20frontier%20for%20innovation/mgi_big_data_full_report.pdf
- [28] J. JVC, « K-Means : fonctionnement et utilisation dans un projet de clustering », Data Transition Numérique. Consulté le : 30 juin 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://www.data-transitionnumerique.com/k-means/>
- [29] A. Roumane, « Les règles d'association dans le data mining : un guide pour débutants », Medium. Consulté le 25 juin 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://medium.com/@abderrahmane.roumane.ext/les-r%C3%A8gles-dassociation-dans-le-data-mining-un-guide-pour-d%C3%A9butants-04a58bcb6bce>
- [30] R. Ranjan et A. Sharma, « Evaluation of Frequent Itemset Mining Platforms using Apriori and FP- Growth Algorithm ».
- [31] T. Filzinger, « Analyse d'association - fonction, algorithmes et application », Konfuzio. Consulté le : 30 juin 2024. [En ligne]. Disponible sur : <https://konfuzio.com/fr/analyse-dassociation/>

Annexes

Annexes

Annexe A : Classification ABC Bi-critères

ID	label	Quantité	CA	%article	CA cumulé	%CA	Classe
1	EKIDEN ONE MAN WHALE GREY	6830	20236500	0.06%	20236500	7.23%	A
2	EKIDEN ONE MAN GREY	4679	13890700	0.12%	34127200	12.19%	A
3	SHOE NH50 LOW M BLACK	3087	9680100	0.18%	43807300	15.65%	A
4	MTB ST 100 GREY 27.5"	134	5946700	0.24%	49754000	17.78%	A
5	BASIC ARMCHAIR BLUE	1190	5845400	0.30%	55599400	19.87%	A
6	RUN CUSHION M BLACK GREY	1372	5462900	0.36%	61082300	21.82%	A
7	MTB ST 100 YELLOW 27.5"	98	4506200	0.42%	65588500	23.44%	A
8	RUN JF500.1 M SHOES BLUE	744	3917200	0.49%	69505700	24.83%	A
9	JF100.1 M BLACK GREY	846	3903000	0.55%	73408700	26.23%	A
10	DOMYOS EL 700	43	3827000	0.61%	77235700	27.60%	A
11	RUN CUSHION M SHOES BLUE	896	3408100	0.67%	80643800	28.81%	A

FIGURE 3.18 – la methode ABC selon le critère du CA

ID	label	Quantité	cumulé qtté	% cumulé	classe
1	EKIDEN ONE MAN WHALE GREY	6830	6830	8.53%	A
2	EKIDEN ONE MAN GREY	4679	11509	14.37%	A
3	SHOE NH50 LOW M BLACK	3087	14596	18.22%	A
49	TO 100 M BLACK*	1967	16563	20.68%	A
65	TO 120 M PHOTOSURF	1389	17952	22.42%	A
6	RUN CUSHION M BLACK GREY	1372	19324	24.13%	A
5	BASIC ARMCHAIR BLUE	1190	20514	25.61%	A
66	TS 500 SLIM GYM BLACK	1167	21681	27.07%	A
20	SHOES NH100 KID NAVY GREY	1021	22702	28.35%	A
11	RUN CUSHION M SHOES BLUE	896	23598	29.46%	A

FIGURE 3.19 – la methode ABC selon le critère de la quantité

Classe	label	classe
A	BASIC ARMCHAIR BLUE	A'
A	EKIDEN ONE MAN GREY	A'
A	EKIDEN ONE MAN WHALE GREY	A'
A	EKIDEN ONE WOMAN GREY	A'
A	JF100.1 M BLACK GREY	A'
A	RUN CUSHION M BLACK GREY	A'
A	RUN CUSHION M SHOES BLUE	A'
A	RUN JF500.1 M SHOES BLUE	A'
A	SHOE NH50 LOW M BLACK	A'
A	SHOES NH100 KID NAVY GREY	A'

Classe	label	classe
A	14"" BIKE ROBOT 500	B'
A	BASIC ARMCHAIR BEIGE	B'
A	BASIC ARMCHAIR XL	B'
A	FEL 500	B'
A	JF100.1 M GREY ORANGE	B'
A	MTB ST 100 GREY 27,5""	B'
A	MTB ST 100 YELLOW 27,5""	B'
A	RUN 100 W SHOES W SHOES BKO	B'
A	RUN JF500.1 W SHOES GREEN	B'
A	RUN JF500K.1 M SHOES BLACK	B'
A	SET EASYBREATH WITH FIN ADULT	B'

Classe	classe	label
B	A'	AQUASHOES SNK 100 AD GREY
B	A'	PW 100 M SHOES MEDIUM GREY
B	A'	SHOES NH100 TW NAVY GREEN
B	A'	T SHIRT RUN DRY M M T-SHIRT WHT
B	A'	T SHIRT RUN DRY M PETROLE BLUE
B	A'	TO 100 M BLACK*
B	A'	TO 120 M FLO BLACK
B	A'	TO 120 M PHOTOSURF
B	A'	TRACKSUIT GYM'Y S100 BOY NAVY
B	A'	TS 500 SLIM GYM BLACK
B	A'	TSHIRT RUN DRY M BLACK

FIGURE 3.20 – les classes selon la la methode ABC Bi-critere

Annexe B : Programme Python des Privisions par Les RNAs

```
# Séparation des données en ensembles d'entraînement et de test
test_size = 0.2
split_index = int(len(demande_mensuelle_normalisee) * (1 - test_size))
demande_train = demande_mensuelle_normalisee[:split_index]
demande_test = demande_mensuelle_normalisee[split_index:]

import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense

# Création du modèle du RNA
model = Sequential()
model.add(Dense(10, activation='relu', input_shape=(1,)))
model.add(Dense(1))

# Compilation et entraînement du modèle
model.compile(Loss='mean_squared_error', optimizer='adam')
epochs = 100
history = model.fit(demande_train, demande_train, epochs=epochs, verbose=0)
```

FIGURE 3.21 – le script pyhton pour la separation des données , la creation et la compilation du modele RNAs

```

# Évaluer le modèle sur les données de test
mse = model.évalue(demande_test, demande_test)
print("Mean Squared Error (MSE):", mse)

# Prédire sur les données de test
predictions = model.predict(demande_test)

# Prévoir la demande des prochains mois
future_months = 6 # Nombre de mois à prévoir
last_known_value = demande_mensuelle_normalisee[-1]

# Générer les prévisions pour les mois futurs
future_predictions = []
current_input = np.array([last_known_value])
for _ in range(future_months):
    prediction = model.predict(current_input)
    future_predictions.append(prediction[0, 0])
    current_input = np.array([prediction[0, 0]])

# Inverser la normalisation pour obtenir les valeurs réelles
future_predictions = np.array(future_predictions)
future_predictions = future_predictions * (demande_max - demande_min) + demande_min

# Afficher les prévisions
print("Prévisions pour les prochains mois:", future_predictions)

```

FIGURE 3.22 – le script python pour la prevision des mois futures grace aux RNAs

```

from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error

# Calculer MAE et RMSE
mae = mean_absolute_error(demande_test, predictions)
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(demande_test, predictions))

print("Mean Absolute Error (MAE):", mae)
print("Root Mean Squared Error (RMSE):", rmse)

```

FIGURE 3.23 – le script python pour l'évaluation du moele RNA

Annexe C : Programme Python de l'analyse des paniers d'achat par l'algorithme Apriori

```

import pandas as pd
# Charger le fichier Excel en un DataFrame
data = pd.read_excel('data commandes algo.xlsx')

# Regroupement des articles par 'Order Id' pour former des transactions
transactions = data.groupby('Order Id')['Model Label'].apply(list)
data['Transaction'] = data['Order Id'].map(transactions)

# Supprimer les doublons de transactions en conservant la première occurrence
data_unique_transactions = data.drop_duplicates(subset='Transaction', keep='first')
num_unique_transactions = len(data_unique_transactions)

# Afficher le nombre de transactions uniques
print("Nombre de transactions uniques après suppression des doublons :", num_unique_transactions)

from mlxtend.preprocessing import TransactionEncoder
from mlxtend.frequent_patterns import apriori, association_rules

# Instanciation d'un encodeur pour transformer les données en format adapté
te = TransactionEncoder()
te_ary = te.fit(data_unique_transactions['Transaction']).transform(data_unique_transactions['Transaction'])

# Création d'un DataFrame pandas à partir de l'encodage
df = pd.DataFrame(te_ary, columns=te.columns_)

# Utilisation de l'algorithme Apriori pour extraire les itemsets fréquents
frequent_itemsets = apriori(df, min_support=0.01, use_colnames=True)

```

FIGURE 3.24 – traitement de données et Préparation de données pour l'algorithme Apriori

```

# Création d'un DataFrame pandas à partir de l'encodage
df = pd.DataFrame(te_ary, columns=te.columns_)

# Utilisation de l'algorithme Apriori pour extraire les itemsets fréquents
frequent_itemsets = apriori(df, min_support=0.01, use_colnames=True)

# Affichage des itemsets fréquents
print("Itemsets fréquents :")
print(frequent_itemsets)

# Génération des règles d'association à partir des itemsets fréquents
rules = association_rules(frequent_itemsets, metric="confidence", min_threshold=0.3)

# Affichage des règles d'association
print("\nRègles d'association :")
print(rules)

```

FIGURE 3.25 – l'application de l'algorithme apriori par le langage python

```

Itemsets fréquents :
  support      itemsets
0  0.012074  (ACTIWALK 500 SHOES MEN GREY)
1  0.010673  (AQUASHOES 120 AD BLACK)
2  0.013044  (AQUASHOES SNK 100 AD GREY)
3  0.012613  (BASIC ARMCHAIR XL)
4  0.015308  (BATHROBE 500 MAN FARO BLUE INDIGO)
..  ..
78 0.012829  (TSHIRT RUN DRY M BLACK, T SHIRT RUN DRY M PET...
79 0.011966  (TRACKSUIT GYM'Y S100 BOY NAVY, TRACKSUIT GYM'...
80 0.011104  (TROUSERS 100 REGULAR GYM MEN BLACK, TROUSERS ...
81 0.010996  (RUN CUSHION M BLACK GREY, EKIDEN ONE MAN WHAL...
82 0.013152  (EKIDEN ONE MAN WHALE GREY, SHOE NH50 LOW M BL...

[83 rows x 2 columns]

```

FIGURE 3.26 – Résultats des itemsets fréquents

```

EKIDEN ONE MAN WHALE GREY    4788
EKIDEN ONE MAN GREY         2949
SHOE NH50 LOW M BLACK        1809
RUN CUSHION M BLACK GREY     1117
JF100.1 M BLACK GREY         814
RUN CUSHION M SHOES BLUE      808
EKIDEN ONE WOMAN GREY        773
TS 500 SLIM GYM BLACK        696
TSHIRT RUN DRY M BLACK       635
RUN JF500.1 M SHOES BLUE     601
Name: count, dtype: int64
count    1873.000000
mean      31.767218
std     155.409767
min        1.000000
25%        2.000000
50%        7.000000
75%       18.000000
max     4788.000000

```

```

count    1873.000000
mean      0.001049
std      0.005133
min      0.000033
25%      0.000066
50%      0.000231
75%      0.000595
max      0.158156

```




FIGURE 3.27 – analyse descriptives des résultats de l'algorithme Apriori

TABLE 3.14 – Tableau complet des règles d'associations des produits avec leurs antécédents, conséquents et la confiance.




Règles d'associations	Antécédents	Conséquents	Confidence
0	EKIDEN ONE MAN WHALE GREY	EKIDEN ONE MAN GREY	0.378049
1	EKIDEN ONE MAN GREY	EKIDEN ONE MAN WHALE GREY	0.580524
2	RUN CUSHION M BLACK GREY	EKIDEN ONE MAN GREY	0.334951
3	RUN 100 W SHOES W SHOES BKO	EKIDEN ONE MAN WHALE GREY	0.534031
4	RUN CUSHION M BLACK GREY	EKIDEN ONE MAN WHALE GREY	0.422330
5	SHOE NH50 LOW M BLACK	EKIDEN ONE MAN WHALE GREY	0.373112
6	T SHIRT RUN DRY M BLUE H17B	TSHIRT RUN DRY M BLACK	0.310976
7	T SHIRT RUN DRY M M T-SHIRT WHT	TSHIRT RUN DRY M BLACK	0.353383
8	T SHIRT RUN DRY M PE- TROLE BLUE	TSHIRT RUN DRY M BLACK	0.367284
9	TRACKSUIT GYM'Y S100 BOY NAVY	TRACKSUIT GYM'Y S500 GIRL PINK AND NAVY	0.311798
10	TRACKSUIT GYM'Y S500 GIRL PINK AND NAVY	TRACKSUIT GYM'Y S100 BOY NAVY	0.406593
11	TROUSERS 100 REGU- LAR GYM MEN BLUE	TROUSERS 100 REGU- LAR GYM MEN BLACK	0.339934
12	RUN CUSHION M BLACK GREY + EKIDEN ONE MAN WHALE GREY	EKIDEN ONE MAN GREY	0.586207
13	RUN CUSHION M BLACK GREY + EKIDEN ONE MAN GREY	EKIDEN ONE MAN WHALE GREY	0.739130
14	EKIDEN ONE MAN WHALE GREY + SHOE NH50 LOW M BLACK	EKIDEN ONE MAN GREY	0.493927
15	SHOE NH50 LOW M BLACK + EKIDEN ONE MAN GREY	EKIDEN ONE MAN WHALE GREY	0.726190

Annexe D : les packs produits complémentaires


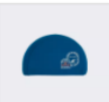
Pack Randonnée

Contenu du Pack	Prix	Disponibilité en Entrepôt	Image
Sac à dos de randonnée 20L	2 800 DZD	Oui	
Bâtons de randonnée	1 400 DZD	Non	
Chaussures de randonnée	3 450 DZD	Oui	

Pack Football

Contenu du Pack	Prix	Disponibilité en Entrepôt	Image
Ballon de football	1 450 DZD	Oui	
Protège-tibias	1 200 DZD	Non	
Chaussettes de football	950 DZD	Non	

Pack Natation

Contenu du Pack	Prix	Disponibilité en Entrepôt	Image
Lunettes de natation	1 900 DZD	Non	
Bonnet de bain	1 200 DZD	Non	

Annexe E : Programme Python pour l'algorithme k-means

```
# Charger les données depuis les fichiers CSV
data = pd.read_csv('item_weight 3 - item_weight.csv')
stock_detail = pd.read_csv('Feuille de calcul sans titre - Stock details.csv')

# Obtenir les items et les modèles qui existent dans les deux fichiers
items_existants = set(data['item']).intersection(stock_detail['Item'])
modeles_existants = set(data['model']).intersection(stock_detail['Model'])

# Filtrer les données pour ne conserver que les lignes avec les items et les modèles existants
data_filtre = data[data['item'].isin(items_existants) & data['model'].isin(modeles_existants)]

# Afficher les données filtrées
print(data_filtre)

Run Cell | Run Above | Debug Cell
# %%
# Sauvegarder les données filtrées dans un fichier CSV
data_filtre.to_csv('donnees_filtrees.csv', index=False)
```

FIGURE 3.28 – Préparation de données pour l'algorithme K-means

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.cluster import KMeans

# Charger les données depuis le fichier Excel
data = pd.read_csv('donnees_filtrees.csv')

# Aperçu des données pour vérification
print(data.head())

# Sélectionner la colonne des poids bruts pour le clustering
X = data[['gross_weight']].values
```

FIGURE 3.29 – selection de critere pour le clustering

```
# Filtrer les lignes où gross_weight est différent de net_weight
different_weights = data[data['gross_weight'] != data['net_weight']]

# Afficher les lignes où les poids brut et net ne sont pas les mêmes
print("Lignes où les poids brut et net ne sont pas les mêmes :\n", different_weights)
# Afficher le nombre de lignes
nombre_de_lignes = different_weights.shape[0]
print("Le nombre de lignes où les poids brut et net ne sont pas les mêmes est :", nombre_de_lignes)
```

FIGURE 3.30 – verification des lignes ou le "net weight" est différents du "gross weight"


```

# Afficher des informations sur les données
print(data.info())
# Compter le nombre de lignes (données) dans le fichier
nombre_de_lignes = len(data)
print("Le nombre de données dans le fichier CSV est :", nombre_de_lignes)
from sklearn.preprocessing import scale

# Normaliser les données
X = scale(data[['gross_weight']])

# Appliquer la méthode du coude
def elbow_method(data, max_clusters=10):
    inertias = []
    for k in range(1, max_clusters + 1):
        kmeans = KMeans(n_clusters=k, random_state=42)
        kmeans.fit(data)
        inertias.append(kmeans.inertia_)
    plt.plot(range(1, max_clusters + 1), inertias, marker='o')
    plt.xlabel('Nombre de clusters')
    plt.ylabel('Inertie intra-cluster')
    plt.title('Méthode du coude')
    plt.show()

elbow_method(X)

```

FIGURE 3.31 – Normalisation des données et application de la méthode du "coude qui casse"

```

# Appliquer l'algorithme K-means avec 3 clusters
kmeans = KMeans(n_clusters=3, random_state=42)
kmeans.fit(X)

# Assigner les clusters à chaque donnée
data['cluster'] = kmeans.labels_

# Afficher les centroïdes des clusters
centroids = kmeans.cluster_centers_
print("Centroïdes des clusters :\n", centroids)

# Visualiser les clusters
plt.scatter(X, [0] * len(X), c=kmeans.labels_, cmap='viridis', alpha=0.5)
plt.scatter(centroids, [0, 0, 0], marker='x', c='red', s=100)
plt.xlabel('Poids brut')
plt.title('Clusters de poids brut')
plt.show()

```

FIGURE 3.32 – visualisation des clusters

```

# Afficher des informations sur les clusters
cluster_info = data.groupby('cluster').describe()
print(cluster_info)

# Filtrer les lignes des clusters 1 et 2
clusters_1_2 = data[data['cluster'].isin([1, 2])]

# Exporter les lignes vers un fichier CSV
clusters_1_2.to_csv('clusters_1_2.csv', index=False)

print("Les lignes des clusters 1 et 2 ont été exportées vers clusters_1_2.csv avec succès.")

```

FIGURE 3.33 – Description des clusters

Annexe F : la configuration d'une logistic class sur DKT-FF

ONEFF LOGISTIC CLASS #9EAD6072-ADD0-4A08-8471-93D18963C8E5

General information

Name*
LC_only_wh

Eligibility ranking*
51

Regroup ranking*
51

Unmixable with

Multi parcel limits

If multi parcel is "true" then at least one max value should be filled in

Multi parcel*
true

Quantity item max
10
Max quantity of items for all parcels

Total height max (cm)
Max height all parcels

Logistic class without dimension
 Logistic class with dimension

first step

FIGURE 3.34 – Création d'une "logistic class" sur DKTF

OVERRIDDEN LOGISTIC CLASS #248

Last update: 24/05/2024 15:33:15

Logistic class*
LC_only_wh

Type*
MODEL

[See more details on the type](#)

Value*
8379366,8500541,8379180,8405317,
8380452,8755624,8576534,8379458,
8400336,8576493,8608509,8576495,
8400335,8400336,8400336,8405298, X
8379367,8378533,8576537,8400335,
8501452,8595564,8354815,8750558,
8371300,8511826,8398006

To separate values, use comma, or space between them
(maximum 2000 values).

Item dimensions

Only the items matching those dimensions will be attached to this Logistic Class Overridden.

Weight min (g) Weight max (g) Length min (cm) Length max (cm)

Width min (cm) Width max (cm) Height min (cm) Height max (cm)

second step

FIGURE 3.35 – Insertion des references des articles classés par K-means dans "la logistic class" créée

DKT # ADMIN DKTF CARRIER METHOD #575 / CM_MYLERZ_UD_WAREHOUSE

Home
Fulfiller Settings
Zones
Sub zones
OneFF Logistic Class
Overridden Logistic Class
DKTF Lead Time
OneFF Lead Time
Carrier Methods
Routes
Shipping Fees
Promises
Decathlon Pickup-points
Stock view
Return

Last update: 25/04/2024 10:27:32

Carrier Method Settings

Name * Enabled

Carrier Method Code* Carrier Code* Carrier system

Only needed for carrier methods used in store.

Fulfillment type* Fulfillment options* Logistic classes

Scoring Allow cash on delivery

The higher the value, the higher priority of this carrier method.

Express Carrier Method
If activated, orders with this carrier method will be flagged as express in logistic

Specific Carrier Method
If activated, promises displayed to the customer will be linked to the carrier. No other carrier can be selected if customer selects this promise even if other carriers could manage it. Activate this option only if the p

Third step

Delivery Details

Delivery details displayed on the checkout page

Name of the Carrier as it will be displayed to the customer on the checkout page

Carrier Name

FIGURE 3.36 – Configuration des paramètres de transport pour cette catégorie de produits