

Titre: Méthode de valorisation de données pour la gestion des pièces de rechange selon leur historique de consommation
Title: rechange selon leur historique de consommation

Auteur: Cyril Deschamps
Author:

Date: 2024

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Deschamps, C. (2024). Méthode de valorisation de données pour la gestion des pièces de rechange selon leur historique de consommation [Master's thesis, Polytechnique Montréal]. PolyPublie. <https://publications.polymtl.ca/58309/>
Citation:

 **Document en libre accès dans PolyPublie**
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/58309/>
PolyPublie URL:

Directeurs de recherche: Robert Pellerin, & Camélia Dadouchi
Advisors:

Programme: Maîtrise recherche en génie industriel
Program:

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

**Méthode de valorisation de données pour la gestion des pièces de rechange
selon leur historique de consommation**

CYRIL DESCHAMPS

Département de mathématiques et de génie industriel

Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*

Génie industriel

Avril 2024

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Ce mémoire intitulé :

**Méthode de valorisation de données pour la gestion des pièces de rechange
selon leur historique de consommation**

présenté par **Cyril DESCHAMPS**

en vue de l'obtention du diplôme de *Maîtrise ès sciences appliquées*

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

Bruno AGARD, président

Robert PELLERIN, membre et directeur de recherche

Camélia DADOUCHI, membre et codirectrice de recherche

Adnène HAJJI, membre

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier mes directeurs de recherche, M. Robert PELLERIN et Mme. Camelia DADOUCHI, professeurs à Polytechnique Montréal, pour l'encadrement et le précieux support qu'ils m'ont apportés tout au long de ce projet d'étude.

Mes remerciements s'adressent aussi à M. Timothy AYOUB, instigateur du projet de recherche, Mme. Marie-Annie FAUBERT, M. Étienne LE PIRONNEC, et tant d'autres pour la confiance et l'aide accordée au sein de l'entreprise partenaire de ce projet de recherche.

Je remercie également mes proches, mes colocataires et mes collègues de laboratoire du LID pour toute l'aide, le support moral et les encouragements qu'ils m'ont donné pour effectuer cette maîtrise.

Pour finir, je remercie M. Bruno AGARD et M. Adnène HAJJI pour le temps consacré à la lecture et l'évaluation de mon mémoire.

RÉSUMÉ

Pour les entreprises de gestion de matériel roulant, les enjeux de stockage et d'approvisionnement des pièces de rechange sont importants. Pour assurer un haut taux de service tout en minimisant les coûts, il est nécessaire d'optimiser cette gestion. Pour cela, il est courant de regrouper les pièces en plusieurs catégories répertoriant les similarités entre leurs caractéristiques. Cela permet d'appliquer des stratégies de gestion uniformes pour des pièces ayant un profil similaire, ainsi que d'identifier les pièces présentant un fort enjeu de gestion.

L'objectif de ce mémoire est ainsi de développer une méthode permettant d'améliorer le développement de stratégies de stockage en tenant compte des différents groupes de pièces. Cette méthode est basée sur les bonnes pratiques issues de la littérature scientifique et les observations réalisées au sein de l'entreprise partenaire, la Société de Transport de Montréal. Cette entreprise a exprimé le besoin de valoriser la donnée stockée dans son progiciel de gestion intégrée pour améliorer ses pratiques dans la gestion de son catalogue d'articles.

La méthode proposée comprend trois étapes principales. Nous avons tout d'abord redéfini le processus d'identification des consommations des pièces du catalogue dans le but d'obtenir un historique de consommation complet sur la période disponible. Ensuite, nous classifions les pièces selon une méthode de segmentation applicable aux séries temporelles, caractérisées par les profils de demandes. Enfin, nous identifions les groupes distincts dans le but de leur définir une stratégie adaptée.

Dans notre cas d'étude, cette méthode permet de créer **9 groupes** distincts parmi les milliers d'articles actifs du catalogue du partenaire. Nous avons aussi identifié un groupe d'articles inactifs étant toujours en stock. Ce groupe contient **60%** d'articles de plus que celui proposé par le progiciel de gestion intégrée du partenaire. Cela engendre des coûts de stockage de **5 millions de dollars par an**, soit le double de ce qui était identifié auparavant. Notre étude nous a également permis d'identifier des pistes de recherches futures ainsi que des voies d'amélioration des travaux présentés dans ce mémoire. Si la classification permet d'uniformiser les façons de faire chez le partenaire, son implantation reste un enjeu conséquent, car elle requiert de la subjectivité dans la sélection du nombre de groupes, ainsi qu'une mise à jour dynamique.

ABSTRACT

Rolling stock management companies face significant challenges when it comes to storing and supplying spare parts. To provide high-quality service while minimizing costs, it is essential to optimize this management. One common practice is to group parts into categories based on their characteristics, allowing for similar management strategies to be applied to parts with similar profiles and identifying parts with high management challenges.

The objective of this thesis is to devise a methodology for enhancing the creation of storage strategies, while considering various part groups. The method is based on best practices from scientific literature and observations made at our partner company, Société des Transports de Montréal. The company expressed the need to leverage the data stored in its ERP system to improve its item catalog management practices.

The proposed method consists of three main stages. Firstly, the consumption identification process is redefined to obtain a complete consumption history over the available period. Next, parts are classified using a segmentation method applicable to time series, characterized by demand profiles. Finally, distinct groups are identified with a view to applying an appropriate strategy.

In this case study, the method produces nine distinct groups from the thousands of active items in the partner's catalog. Additionally, we have identified a group of inactive items that are still in stock. This group contains 60% more items than proposed by the partner's ERP system, resulting in storage costs of \$5 million per year, double the previously identified amount. Our study has also identified potential areas for future research and ways to improve the work presented in this thesis. Although the classification process allows for standardization of our partner's procedures, its implementation remains a significant challenge. This is due to the subjective nature of selecting the number of groups and the need for dynamic updating.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	III
RÉSUMÉ	IV
ABSTRACT.....	V
LISTE DES TABLEAUX	IX
LISTE DES FIGURES	XI
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	XIII
CHAPITRE 1 INTRODUCTION.....	1
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE.....	3
2.1 Terminologie.....	3
2.2 Stratégie de recherche et résultats	4
2.2.1 Définition de la stratégie.....	4
2.2.2 Enjeux de la gestion des stocks pour les pièces de rechange	9
2.2.3 Méthodes de classification de pièces de rechange selon leur profil de demandes...	10
2.2.4 Identification des articles en stock mort ou dormant	14
2.2.5 Importance des types de maintenance	15
2.3 Revue critique	17
2.4 Conclusion	21
CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE DE RECHERCHE	22
3.1 Objectifs de recherche	22
3.2 Méthodologie de recherche.....	23
3.3 Conclusion	25
CHAPITRE 4 CONTEXTE DU PARTENAIRE.....	26
4.1 Contexte.....	26

4.2	Description du cas étudié.....	26
4.2.1	Intrant de l'étude	26
4.2.2	Rapport de consommation	29
4.2.3	Méthode de classification	30
4.2.4	Gestion des inactifs	31
4.3	Observations et analyse	32
4.3.1	Observations	32
4.3.2	Apport de la littérature.....	35
4.4	Conclusion	37
CHAPITRE 5	MODÈLE DE CLASSIFICATION	39
5.1	Développement du modèle	39
5.1.1	Nettoyer les données	40
5.1.2	Créer la matrice de consommation.....	41
5.1.2.1	Filtrer les codes mouvements	41
5.1.2.2	Retirer les articles à réparer.....	42
5.1.2.3	Compenser.....	42
5.1.2.4	Regrouper les transactions par jour et par article	44
5.1.3	Classifier les articles.....	44
5.1.3.1	Isoler les articles actifs et inactifs.....	45
5.1.3.2	Identifier les articles en stock mort.....	46
5.1.3.3	Classifier les articles actifs.....	46
5.1.4	Valider la classification	48
5.2	Conclusion	50
CHAPITRE 6	APPLICATION AU CAS INDUSTRIEL.....	52

6.1	Application au cas de la STM.....	52
6.2	Nettoyage des données	52
6.3	Création de la matrice de consommation.....	53
6.3.1	Filtrage des codes mouvements	53
6.3.2	Retrait des articles à réparer.....	54
6.3.3	Compensation	55
6.3.4	Matrice de consommation.....	58
6.3.5	Comparaison	59
6.4	Classification des articles	62
6.4.1	Identification des articles actifs et inactifs.....	62
6.4.2	Identification des articles en stock mort.....	63
6.4.3	Classification des articles actifs	63
6.5	Validation de la classification.....	72
6.5.1	Matrice de consommation.....	72
6.5.2	Classification.....	73
6.5.3	Similarité inter-groupes	73
6.5.4	Similarité intra-groupes	76
6.5.5	Articles en stock mort.....	86
6.6	Comparaison à la littérature.....	87
6.6.1	Classification.....	88
6.6.2	Comparaison	90
6.7	Conclusion	90
CHAPITRE 7	CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS.....	92
RÉFÉRENCES		95

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2-1 : Mots-clés retenus	4
Tableau 2-2 : Liste des publications retenues	5
Tableau 2-3 : Critères d'évaluation des articles retenus.....	17
Tableau 4-1 : Colonnes de référence de la table TRANSACTIONS	27
Tableau 4-2 : Rapport de consommation de l'article 23089 entre mai 2022 et avril 2023	30
Tableau 4-3 : Colonnes de référence de la table RAPPORT_INACTIFS.....	31
Tableau 4-4 : Exemple de compensation.....	33
Tableau 4-5 : Exemple de l'impact du groupe de valorisation sur la consommation	34
Tableau 6-1 : Exemple d'incohérence dans la table TRANSACTIONS.....	52
Tableau 6-2 : Exemple de transaction liée à une intervention de personnel.....	53
Tableau 6-3 : Processus de compensation de l'article 32159	55
Tableau 6-4 : Article 14663 avant compensation.....	57
Tableau 6-5 : Article 14663 après compensation.....	58
Tableau 6-6 : Identification des compensations incohérentes	58
Tableau 6-7 : Matrice de consommation	59
Tableau 6-8 : Consommation de l'article 54699 dans notre matrice de consommation	60
Tableau 6-9 : Consommation de l'article 54699 dans la table RAPPORT_CONSO	60
Tableau 6-10 : Transactions de l'article 54699 sous le centre de coûts 68305 dans SAP.....	60
Tableau 6-11 : Consommation de l'article 11807 en février 2021 dans notre matrice de consommation.....	61
Tableau 6-12 : Consommation de l'article 11807 en février 2021 dans la table RAPPORT_CONSO	61

Tableau 6-13 : Historique de transactions de l'article 11807 dans SAP	61
Tableau 6-14 : Consommation de l'article 9891 dans notre matrice de consommation	62
Tableau 6-15 : Consommation de l'article 9891 dans la table RAPPORT_CONSO	62
Tableau 6-16 : Historique de transactions de l'article 9891 dans SAP	62
Tableau 6-17 : Nombre d'articles par groupes pour une segmentation en 7 groupes.....	65
Tableau 6-18 : Nombre d'articles par groupe pour une segmentation en 8 groupes	66
Tableau 6-19 : Critères moyens de consommation des différents groupes.	67
Tableau 6-20 : Nombre d'articles par sous-groupe du groupe 4.....	69
Tableau 6-21 : Critères moyens de consommation des nouveaux groupes	70
Tableau 6-22 : Nombre d'articles par groupe des groupes finaux	72
Tableau 6-23 : Matrice de similarité entre les différents groupes.....	74
Tableau 6-24 : Critères moyens de consommation des groupes finaux	75
Tableau 6-25 : Critères des articles selon la littérature	89
Tableau 6-26 : Effectifs des groupes créés	89
Tableau 6-27 : Effectifs des sous-groupes du groupe 0.....	90

LISTE DES FIGURES

Figure 3-1 : Méthodologie DRM	24
Figure 4-1 : Fonctionnement des divisions à la STM.....	28
Figure 5-1 : Modèle proposé pour redéfinir les stratégies de stockage et d’approvisionnement en tenant compte des différents groupes de pièces	40
Figure 5-2 : Processus de création de la matrice de consommation.....	41
Figure 5-3 : Algorithme de compensation selon le centre de coûts	43
Figure 5-4 : Processus de classification.....	45
Figure 5-5 : Exemple d’application de la méthode du coude	47
Figure 6-1 : Identification des codes mouvements de consommation	54
Figure 6-2 : Méthode du coude appliquée à l’algorithme K-Shape sur un nombre de groupes allant de 4 à 10	64
Figure 6-3 : Méthode du coude pour un nombre de groupes allant de 4 à 24	66
Figure 6-4 : Méthode du coude appliquée à l’algorithme K-Shape sur le groupe 4	69
Figure 6-5 : Répartition des articles du groupe 2 selon le délai moyen	77
Figure 6-6 : Répartition des articles du groupe 3 selon le délai moyen	78
Figure 6-7 : Répartition des articles du groupe 3 dans le plan ADI/CV2.....	78
Figure 6-8 : Répartition des articles du groupe 5-6 selon le nombre de mois avec consommation	79
Figure 6-9 : Répartition des articles du groupe 5-6 selon le délai moyen.....	79
Figure 6-10 : Répartition des articles du groupe 4_0-4_4 selon le nombre de mois avec consommation.....	80
Figure 6-11 : Répartition des articles du groupe 4_0-4_4 selon le délai moyen	81

Figure 6-12 : Répartition des articles du groupe 0-1-4_3 selon le nombre de mois avec consommation.....	82
Figure 6-13 : Répartition des articles du groupe 0-1-4_3 selon le délai moyen	82
Figure 6-14 : Répartition des articles du groupe 4_1 selon le nombre de mois depuis la première consommation.....	83
Figure 6-15 : Répartition des articles du groupe 4_5 selon le nombre de mois depuis la première consommation.....	84
Figure 6-16 : Répartition des articles du groupe 7 selon le nombre de mois depuis la dernière consommation.....	85
Figure 6-17 : Répartition des articles du groupe 4_2 selon le nombre de mois depuis la dernière consommation.....	85

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

ADI *Average Demand Interval – Intervalle de Demande Moyen*

ADU *Annual Dollar Usage*

AHP *Analytic Hierarchy Process*

CV2 *Coefficient de Variation au Carré*

DRM *Design Research Methodology*

DRSA *Dominance-based Rough Set Approach*

DTW *Dynamic Time Warping*

ERP *Enterprise Resource Planning*

STM *Société des Transports de Montréal*

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

La gestion des inventaires joue un rôle majeur dans la pérennité des entreprises, tous domaines confondus. Un des défis inhérents à la gestion de ces stocks est de réussir à atteindre simultanément les objectifs économiques et les objectifs de disponibilité des pièces. D'un côté, la surestimation grossière des stocks pour s'assurer de répondre à toutes les demandes de ses clients représente des coûts colossaux et consomme des actifs pour l'entreprise. De l'autre côté, un manque d'articles mènera à une interruption des services et à des pertes de gains. L'enjeu principal est donc à la fois d'estimer le plus précisément possible les stocks pour subvenir aux demandes clients en temps voulu sans pour autant surcharger ces derniers dans l'optique d'éviter des coûts de stockage trop importants.

Cet enjeu est d'autant plus important pour les organismes de transport en commun, pour lesquelles maintenir un haut taux de service est capital pour sa pérennité. Leur objectif fondamental est de permettre aux usagers de voyager de façon pratique et sécuritaire sur l'entièreté du réseau proposé. Ainsi, des ruptures de stock peuvent entraîner des blocages importants sur certaines parties de ce réseau et par conséquent entraîner de forts inconvénients pour les usagers. La satisfaction du besoin client étant alors l'enjeu principal de ces entreprises, elles ne peuvent se permettre de risquer une rupture de stock. En effet, l'impact financier d'une rupture de stock d'une pièce critique peut être un multiple de sa valeur commerciale (Huiskonen, 2001). Pour contrer ce risque, les entreprises tendent alors à augmenter leurs stocks de sécurité.

De plus, les chaînes logistiques de grandes organisations de transport en commun comprennent plusieurs centres de distribution situés à des endroits différents et ayant des besoins de stocks propres aux opérations qui leur sont liées. Il peut aussi y exister un centre de stockage central possédant les articles en stock pour tous les centres différents. Pour assurer une réponse rapide aux besoins des clients et aux problèmes apparaissant sur le matériel, ce dernier possède des stocks de sécurité en plus de ceux existants dans l'ensemble des centres de distribution. Avoir ces pièces en stock entraîne des coûts de stockage importants. Le but est ici d'avoir à la fois le stock de pièces critiques nécessaire pour assurer un taux de service élevé tout en minimisant les coûts de gestion des stocks.

Pour faciliter la gestion de ces pièces, il est courant de les regrouper en plusieurs catégories en répertoriant les similarités parmi leurs caractéristiques (Hu et al., 2017). Ceci permet par la suite

de définir, selon ces traits communs, un ensemble de normes et de stratégies de gestion communes pour chacun des groupes identifiés. Une telle classification permet d'éviter de définir une stratégie spécifique pour chacune des pièces, ce qui nécessiterait trop de temps et de ressources pour une organisation devant gérer plusieurs milliers d'articles.

Parmi les catégories de pièces possibles, les pièces qui n'ont pas été consommées depuis une longue durée nécessitent une attention particulière. Ces pièces sont un enjeu majeur pour les organisations, car elles entraînent des coûts de stockage superflus, diminuent l'espace de stockage disponible et ont peu d'impact sur le taux de service d'une flotte de transport en commun. Ces pièces sont dites en stock dormant ou mort en fonction de seuils de durée d'inutilisation définis par l'organisation. Ces seuils ne reflètent cependant pas le comportement de ces pièces et peuvent par conséquent fausser la répartition de ces dernières dans la bonne catégorie. L'objectif de ce mémoire est ainsi **d'améliorer le développement de stratégies de stockage en tenant compte des différents groupes de pièces**. L'idée est donc de déterminer quelles stratégies seraient les plus adaptées pour la gestion de ces pièces.

La suite de ce mémoire est organisée ainsi. Le chapitre 2 est une revue de littérature présentant les avancées technologiques liées à l'identification des stocks morts ou dormants ainsi que des méthodes de classification de pièces de rechange. Ensuite, le chapitre 3 présentera les objectifs de recherche suivis de la méthodologie choisie pour les atteindre. Le chapitre 4 décrira le contexte de notre partenaire industriel, qui souhaite améliorer ses processus d'identification et de classification de ses pièces de rechange. Le chapitre 5 présentera la méthode développée pour répondre à nos objectifs. Les résultats de l'application de notre méthode sur le cas du partenaire industriel dans le but de la valider seront illustrés dans le chapitre 6. Enfin, nous terminerons avec le chapitre 7, qui discutera de la contribution de ce mémoire, ainsi que de ses limitations et pistes d'améliorations.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

Ce chapitre a pour but de répertorier les avancées réalisées dans la littérature liées à la gestion des stocks morts ou dormants dans un contexte lié aux pièces de rechange. Ce chapitre débute par la définition des concepts clés de notre sujet. Nous abordons par la suite la présentation de la stratégie de recherche retenue permettant d'identifier dans la littérature les travaux en lien avec notre sujet. Nous présenterons ensuite les résultats de cette revue de littérature puis terminerons sur une revue critique de ces articles ayant pour objectif de mettre en évidence les faiblesses et limitations des travaux de recherche actuels.

2.1 Terminologie

L'Office Québécois de la Langue Française définit le stock dormant ou mort comme suit :

« *Un stock dont les mouvements sont nuls ou très faibles au cours d'une période déterminée* » (2004).

Cette définition regroupe dans le stock mort à la fois les pièces ayant un taux de rotation nul et celles ayant un taux de rotation très faible sur une durée déterminée.

L'éditeur SAP, plus gros fournisseur mondial de systèmes de gestion d'entreprise, associe cette définition à un autre type de stock nommé « articles à rotation lente » :

« *Materials that have been consumed little or not at all over a long period of time are referred to as slow-moving items* » (2018)

Il donne ensuite sa définition du stock mort :

« *Dead stock is the part of your warehouse stock that has not been used for certain period of time* » (2018)

La définition du stock mort ou dormant peut donc varier selon le cas dans lequel on est. Ainsi, différentes entreprises peuvent avoir des façons différentes de définir un tel stock. Un même article pourrait être considéré comme en stock mort dans une organisation alors qu'il serait un article à rotation lente dans une autre. Le terme « faible consommation » correspond à un seuil défini par l'organisation qui détermine la quantité minimale de consommations d'une pièce pour qu'elle ait un taux de rotation considéré comme lent.

Nous ferons ici la distinction entre stock mort et article à rotation lente, où le premier correspondra aux pièces n'ayant enregistré aucune consommation sur une période définie, et le second aux pièces ayant enregistré un faible nombre de consommations sur cette même période (les valeurs numériques seront définies plus tard).

2.2 Stratégie de recherche et résultats

2.2.1 Définition de la stratégie

La revue de littérature a été réalisée à l'aide des bases de données Scopus et Google Scholar qui sont parmi les plus grandes bases de données scientifiques en ligne. Ces bases de données ont permis d'identifier les articles ayant attrait à la gestion des stocks morts ou dormants dans un système multi-échelon.

La première étape a été de réaliser une recherche itérative pour déterminer les thèmes nécessaires pour conduire à un panel d'articles pertinents pour ce travail de recherche. Pour cela, une première recherche avec les termes (tool OR method) AND (management OR control) AND (dead OR slow moving OR non-active) AND (stock OR item) a été réalisée et a sorti plus de deux cents résultats. En analysant les mots-clés des articles trouvés, une adaptation itérative de ces derniers a permis d'identifier la combinaison donnant les résultats les plus pertinents, présentée dans le tableau 2-1.

Tableau 2-1 : Mots-clés retenus

Stock mort ou dormant / articles à faible rotation	Maintenance
«slow-moving» OR «dead stock» OR «intermittent» OR «sporadic»	«maintenance» OR «servicing» OR «repair»

Cette combinaison a ensuite été recherchée dans la base de données Scopus pour trouver des contributions en fonction de leur titre, résumé ou mots-clés. Cette première phase a permis d'identifier 27 articles. Nous avons ensuite réalisé une recherche complémentaire dans la base de données Google Scholar pour identifier un plus grand nombre d'articles pertinents pour notre sujet, ce qui nous a permis d'ajouter 18 articles. Des articles liés aux domaines de la biologie apparaissent

en nombre lors de la recherche. Ces articles présentent des méthodes de traitement et d'analyse de l'impact de la masse morte d'un espace biologique. Ces contributions ne présentent aucun enjeu dans l'identification des articles en stock mort et doivent donc être retirées de notre recherche. Certains articles sont retirés eux après lecture du résumé, car celui-ci ne correspond aux thèmes abordés dans ce projet de recherche. Nous avons ainsi obtenu 25 articles pertinents pour notre recherche. Certains articles ont demandé des requêtes d'accès et parmi les auteurs contactés, certains n'ont pas répondu, ce qui a restreint la liste à 21 articles. La lecture des références des contributions retenues ainsi que des publications conseillées a permis d'identifier d'autres contributions scientifiques pertinentes pour notre recherche jusqu'à atteindre 31 références. La dernière étape de sélection a été la lecture complète des articles retenus, ce qui nous a permis d'identifier finalement 20 publications pertinentes pour ce mémoire. Le tableau 2-2 ci-dessous présente la liste finale des articles retenus pour cette revue de littérature.

Tableau 2-2 : Liste des publications retenues

	Auteur(s)	Source	Titre de l'article	Type de contribution
1	Bosnjakovic (2010)	Technical Gazette	Multicriteria inventory model for spare parts	Méthode de classification des pièces de rechange
2	Eaves & Kingsman (2004)	Journal of the Operational Research Society	Forecasting for the ordering and stock-holding of spare parts	Méthode de classification des pièces de rechange
3	Faccio et al. (2010)	International Journal of Operational Research	Modelling the spare parts stock levels and its applications in industrial systems	Fonctionnement d'un système multi-échelons
4	Fortuin & Martin (1999)	International Journal of Operations & Production Management	Control of service parts	Méthode de classification des pièces de rechange

Tableau 2-2 : Liste des publications retenues (suite)

5	Hu et al. (2017)	European Journal of Operational Research	Spare parts classification in industrial manufacturing using the dominance-based rough set approach	Méthode de classification des pièces de rechange
6	Huiskonen (2001)	International Journal of Production Economics	Maintenance spare parts logistics: Special characteristics and strategic choices	Méthode de classification des pièces de rechange et gestion du stock mort
7	Liu et al. (2015)	Omega	A classification approach based on the outranking model for multiple criteria ABC analysis	Méthode de classification
8	Lolli et al. (2014)	International Journal of Production Economics	New AHP-based approaches for multi-criteria inventory classification	Méthode de classification
9	Mor & al. (2021)	International Journal of Industrial Engineering & Production Research	Spare Parts Inventory Management In The Warehouse: A Lean Approach	Méthode d'identification du stock mort et des articles à rotation lente
10	Nyemba & Mbohwa (2016)	Global Conference on Sustainable Manufacturing	Design of a 10-digit inventory codification system for a tube and pipe manufacturing company in Zimbabwe	Méthode de classification et identification du stock mort
11	Persson & Saccani (2009)	Production Planning and Control	Managing the after-sales logistic network – a simulation study	Méthode de classification
12	Poppe et al. (2017)	Reliability Engineering and System Safety	Numerical study of inventory management under various maintenance policies	Explication des caractéristiques de chaque type de maintenance

Tableau 2-2 : Liste des publications retenues (suite)

13	Rehmani & al. (2021)	Plos One	Development of a hybrid framework for inventory leanness in Technical Services Organizations	Optimisation de la gestion des stocks
14	Sareminia & Amini (2022)	Computers in industry	A reliable and ensemble forecasting model for slow-moving and repairable spare parts : Data mining approach	Méthode de classification de pièces de rechange d'un point de vue de maintenance
15	Sugiono & Alimbudiono (2020)	International Symposium on Management	Slow Moving and Dead Stock: Some Alternative Solutions	Méthodes d'identification du stock mort
16	Syntetos et al. (2015)	Journal of Business Research	Forecasting intermittent inventory demands: simple parametric methods vs. bootstrapping	Nécessité du profil de demande pour les méthodes de prévision
17	Teixeira et al. (2017)	International Conference on Flexible Automation and Intelligent Manufacturing	Multi-criteria classification for spare parts management: a case study	Méthode de classification des pièces de rechange
18	Teunter et al. (2011)	European Journal of Operational Research	Intermittent demand: Linking forecasting to inventory obsolescence	Nécessité des articles à rotation lente
19	Van der Auweraer & Boute (2019)	International Journal of Production Economics	Forecasting spare parts demand using service maintenance information	Impact du type de maintenance et du profil de demande sur la prévision

Tableau 2-2 : Liste des publications retenues (suite et fin)

20	Zhu et al. (2020)	Reliability Engineering and System Safety	Spare parts inventory control based on maintenance planning	Explication en détail des caractéristiques de chaque type de maintenance
----	-------------------	---	---	--

Les contributions de ces articles sont de nature variée, mais le type de contribution scientifique le plus commun est la « Méthode de classification » qui peut être adaptée aux pièces de rechange ou dans un contexte de maintenance. On retrouve ensuite la contribution « Identification du stock mort » pour laquelle sont associées des méthodes de gestion ou d'identification. Certaines contributions identifient également l'importance des profils de demande et des différents types de maintenance. Enfin une dernière contribution explique en détail le fonctionnement d'un système multi-échelon, système fréquemment utilisé dans les entreprises de transports en commun (Gonzalez-Feliu, 2013). Les 20 contributions retenues pour ce projet de recherche seront analysées et critiquées dans le but d'identifier leurs atouts et défauts par rapport au sujet traité ainsi que les opportunités de recherche dans le domaine des méthodes de classification et d'identification du stock mort.

Sur les 20 articles retenus, quatre présentent un point de vue global sur les enjeux de la gestion des stocks pour les pièces de rechange. Dix présentent des méthodes de classification de pièces de rechange dont deux s'intéressent à l'importance de cette classification dans la gestion du stock mort. Trois contributions approfondissent les techniques d'identification et de gestion du stock mort et des articles à rotation lente ainsi que les enjeux qui y sont liés en termes de prévision. Enfin, les trois derniers articles adressent l'impact des différents types de maintenance et des profils de demande des pièces de rechange sur les méthodes de gestion des stocks.

2.2.2 Enjeux de la gestion des stocks pour les pièces de rechange

Faccio et al. (2010) expliquent les caractéristiques amenant à une bonne gestion des pièces de rechange dans un système multi-échelon. Leur enjeu majeur est de savoir où stocker les bonnes pièces de rechange avec la bonne quantité. De nombreuses entreprises utilisent pour cela une distribution probabiliste classique, ce qui permet de donner des résultats, mais pas de les optimiser. En effet, ils expliquent que la majorité des entreprises cherchent à diminuer leur stock de pièces de rechange tout en gardant les quantités nécessaires pour pouvoir satisfaire à la demande. De plus, les pièces de rechange n'ont pas toutes le même profil de demande, et requièrent donc une stratégie différente dans la gestion de leur stock. L'enjeu principal d'une entreprise fonctionnant à l'aide d'un système multi-échelon réside alors dans les coûts de stockage et les délais de réapprovisionnement de ces pièces, la présence de nombreux centres de stockage augmente le nombre de pièces de rechange en stock et ainsi le coût total de stockage.

Teunter et al. (2011) rajoutent que les pièces de rechange à rotation lente sont des articles critiques au sein des industries, car leur prévision est la plus complexe. En effet, celles-ci ont une demande sporadique, entraînant de longues périodes sans aucune consommation. Cela peut occasionner des prévisions erronées qui vont-elles-mêmes engranger un stock non nécessaire et par conséquent des coûts de stockage supplémentaires. Leur contribution est donc de déterminer une méthode de prévision efficace pour les articles à rotation lente.

Si l'on considère le domaine des prévisions des pièces de rechange, la majorité des contributions scientifiques tient pour acquis que les caractéristiques des demandes des pièces sont déjà connues et proprement présentées, ce qui est très rarement le cas en pratique (Syntetos et al., 2015). Les articles à rotation lente ont un profil de consommation grumeleux, et il peut se passer de très longues durées sans aucune consommation, ce qui peut fausser les résultats d'un grand nombre de méthodes de prévision. D'un point de vue numérique, cela signifie que le profil de demande d'un article à rotation lente contient une proportion significative de valeurs nulles entrecoupées par quelques rares valeurs non nulles. Leur contribution présente alors trois méthodes de prévision ayant pour but de contrer l'effet de ces valeurs nulles. Ils les comparent en utilisant un indice de performance appelé le *cycle service level* qui la probabilité de n'avoir aucune rupture de stock durant un cycle entier de réapprovisionnement. Ils en déduisent que lorsqu'on utilise des bases de données conséquentes, les méthodes de prévisions classiques restent les plus efficaces, car elles

donnent des résultats plus rapides et sensiblement de même qualité que les méthodes plus complexes.

Rehmani et al. (2021) constatent à travers les différents rapports des industries pakistanaises que les stocks de pièces de rechange inactives s'agrandissent d'année en année à cause de mauvaises méthodes de réapprovisionnement et techniques de prévision de la demande. Ils expliquent alors que pour améliorer cette situation, il faut pouvoir revoir les techniques actuelles. Cela passe tout d'abord par la nécessité de classifier les pièces de rechange selon leur statut : actif, inactif ou en stock mort. Une telle classification permet de déterminer où sont les défauts des méthodes actuelles, notamment d'identifier des pièces en stock mort pour lesquelles des politiques de réapprovisionnement sont toujours en place, alors que ces politiques ne sont nécessaires majoritairement que pour les pièces actives. Ils montrent alors qu'utiliser une approche de gestion différente et adaptée pour chacune des classes identifiées permet d'obtenir de meilleures prévisions et d'avoir des niveaux de stocks plus optimaux.

2.2.3 Méthodes de classification de pièces de rechange selon leur profil de demandes

Si les quatre contributions précédentes démontrent l'importance de la classification des pièces de rechange, il faut maintenant comprendre le contexte d'application des méthodes, ainsi que les caractéristiques permettant de définir une méthode pertinente pour le sujet abordé.

Huiskonen (2001) explique la nécessité de méthodes de classification face aux impacts des ruptures de stock sur les pièces de rechange qui sont plus critiques que pour les autres pièces d'un point de vue financier. Il explique alors que la variété des caractéristiques de gestion des articles a augmenté et qu'une classification unidimensionnelle de type ABC (Dickie, 1951) ne peut pas se concentrer sur toutes les recommandations de contrôle de tous les différents types d'articles. En effet, cette variété accroît l'impact des articles sur les caractéristiques des systèmes logistiques, ce qui nécessite une classification plus spécifique. Pour cela, il présente une classification multidimensionnelle se basant sur quatre critères caractérisant la logistique autour des articles : criticité, spécificité, profil de demande et valeur de la demande. Il considère donc l'importance des pièces critiques pour lesquelles une rupture de stock pourrait coûter bien plus cher que le prix de la pièce en lui-même. Enfin, une telle classification permet d'isoler également les pièces ayant des

demandes sporadiques, combinées à une criticité et un prix élevé, pour lesquelles le stock de sécurité augmente constamment pour pallier les situations imprévisibles.

Une première approche possible est de considérer l'impact des différents critères de classification sur les prévisions des pièces de rechange. Eaves & Kingsman (2004) se concentrent sur l'aspect variation de la demande et variation des délais de réapprovisionnement des pièces. Pour cela ils déterminent une méthode de classification en trois dimensions : variabilité de la demande, taille des lots et délais. Une telle classification permet d'avoir une base solide afin d'implanter plus efficacement diverses méthodes de prévision dérivées du modèle de Croston (une méthode de prévision des pièces avec une demande intermittente) dans le but de réaliser les prévisions des articles à rotation lente.

Pour leur part, Persson & Saccani (2009) s'orientent eux autour d'une classification principalement axée sur le cycle de vie de la pièce. Appliquée au sein d'un système multi-échelon, elle a pour objectif de définir le niveau de service correspondant au mieux à la situation de la pièce, mais également de définir en conséquence les normes et paramètres de gestion à appliquer. Cette classification quadri-dimensionnelle a donc pour axe principal les phases du cycle de vie des articles : lancement, vie principale, déclin et fin de vie. Elle est ensuite composée de trois autres dimensions qui ne s'appliquent pas à toutes les phases de vie : une dimension liée aux volumes est basée sur le taux de mouvement des pièces (si elles ont une rotation rapide, moyenne ou lente), une dimension de criticité pour assurer un niveau de service adéquat des pièces critiques ayant une faible demande et une dimension de concurrence où l'on considère la disponibilité de la pièce sur le marché avec le but de garder un niveau de service élevé en cas de concurrence. L'orientation autour des phases de cycle de vie permet d'influencer fortement les choix de solution à appliquer à la gestion des pièces. Par exemple, les articles à rotation rapide auront une stratégie révisée en continu tout au long de leur durée de vie tandis que ceux à rotation lente auront la même stratégie pendant leur phase de vie principale et leur phase de déclin. Ainsi, ils démontrent que cette méthode de classification permet d'adapter au mieux la stratégie de gestion des stocks : l'identification des articles critiques a permis une restructuration des magasins de stockage de l'entreprise étudiée.

L'utilisation d'une méthode de classification unidimensionnelle basée sur les profils de demande pour la complexifier en une méthode multidimensionnelle est présentée par Liu et al. (2015). Ils utilisent comme base la méthode ABC de Dickie (1951) pour la transformer en une méthode de

classification plus développée selon une plus grande quantité de critères. L'objectif de leur article est de déterminer à l'aide de méthodes d'analyse de données la meilleure combinaison pour assurer une classification optimale. En utilisant plusieurs méthodes de regroupement, ils déterminent le nombre de sous-groupes idéal aux trois groupes initiaux de la méthode ABC pour mener à bien la classification. Ainsi cette nouvelle classification multi-dimensionnelle permet d'éviter une mauvaise distribution d'articles lorsque certains ont des caractéristiques similaires les situant à la frontière entre deux groupes initiaux.

La classification ABC étant une base essentielle dans la gestion des stocks, elle sert également de classification primaire pour Hu et al. (2017), pour ensuite appliquer la méthode DRSA de Greco et al. (1999). Cette combinaison de méthodes leur permet d'obtenir une classification finale orientée autour de la classification ABC tout en rajoutant de nouvelles dimensions telles que la criticité, le profil de demande et le cycle de vie. En fonction de chacune des classes définies par leur modèle, ils appliquent ensuite des méthodes de gestion différentes. Par exemple, ils optent pour un mode de réapprovisionnement suivant la quantité économique pour le groupe A et un réapprovisionnement au besoin pour le groupe C.

Lolli et al. (2014) ont utilisé sensiblement la même démarche, mais l'appliquent à une base étant une classification déjà multi-dimensionnelle. Ils utilisent la méthode AHP de Saaty (1990) pour la combiner à l'algorithme k-means (un algorithme d'apprentissage permettant de regrouper les données similaires en k groupes) dans le but de rendre la classification plus objective : la méthode pondère elle-même les articles au sein de la classification, ce qui enlève toute notion de subjectivité. Leur stratégie est d'appliquer la méthode AHP pour hiérarchiser les articles selon différents critères puis d'appliquer à cette hiérarchisation l'algorithme k-means pour créer des groupes et donc classer les pièces. L'avantage de cette stratégie est de créer des groupes pour lesquels les profils des pièces sont très similaires à l'intérieur de ces derniers tout en étant très différents entre les différents groupes.

On remarque donc qu'avoir une classification multi-dimensionnelle axée autour d'une dimension principale permet de structurer le tout. Bosnjakovic (2010) se concentre plus sur l'aspect de criticité dans sa méthode de classification. En effet, la criticité d'une pièce de rechange est conditionnée par le fait qu'elle est nécessaire au bon fonctionnement d'une machine critique dans les chaînes de production de l'entreprise. Il faut donc pouvoir connaître l'impact que peut avoir une pièce de

rechange au sein des processus de l'entreprise. Pour cela, il découpe sa dimension de criticité en quatre points principaux : production (délais d'immobilisation en cas de défaillance, impact sur la quantité produite et impact sur la qualité produite), approvisionnement (délais et fournisseurs), sécurité (danger environnemental ou sur la sécurité des opérateurs) et inventaire (détérioration, espace requis et coût de stockage). Mêlée à des dimensions liées aux volumes de consommation et aux taux de rotation des stocks, cette classification permet de déterminer des normes de gestion et de prévision pour chacune des 27 catégories identifiées. Par exemple, l'utilisation d'un mode de réapprovisionnement suivant la quantité économique est conseillée pour les groupes pour lesquels la demande est déterminée comme quasi-constante, les groupes pour lesquels la demande est plus erratique suivront eux un mode de réapprovisionnement dynamique.

Teixeira et al. (2017) considèrent aussi la criticité comme une dimension essentielle de leur classification, mais la traitent d'un point de vue plus orienté sur la maintenance. En effet, la décision de réparer ou de remplacer une pièce joue fortement sur les niveaux d'inventaire des pièces et par conséquent sur la stratégie de maintenance des pièces. Ainsi, pour simplifier l'application de ces normes de gestion, une classification selon la criticité des pièces (par rapport à leur fonction et leur impact sur la production) est appliquée en tant que première étape pour identifier l'importance de chaque groupe de pièces sur les processus internes. Cependant, l'ajout ensuite d'une classification similaire à Bosnjakovic (2010) permet d'identifier les profils de demande comme critères essentiels dans la définition des normes de gestion des stocks à appliquer. Avoir autant de groupes permet d'identifier les pièces en stock mort, les pièces en voie de devenir du stock mort ou encore les pièces en stock mort, mais critiques pour l'entreprise donc intouchables.

Les pièces de rechange ayant un profil de demande généralement grumeleux, la prévision de leur stock est complexe. Cependant, la contrainte est double, car ce sont des pièces essentielles. Fortuin & Martin (1999) étudient une méthode de classification de ces pièces lorsqu'on considère leur impact sur les opérations de maintenance. En contrôlant les caractéristiques de maintenance de chacune des pièces de rechange, on peut obtenir une bonne idée des catégories de rotation de stock de ces pièces, c'est-à-dire de catégoriser les pièces à rotation rapide ou lente ou encore les pièces inactives. Cette classification leur permet d'identifier le fait qu'on ne peut pas avoir une même politique de réapprovisionnement pour chacune de ces catégories et qu'il faut les traiter séparément. Pour une classification organisée autour de la maintenance, ils identifient alors une dizaine de critères tels que la réparabilité, la criticité ou encore le coût de stockage de la pièce de

rechange. Leur classification permet alors d'évaluer le risque financier encouru par les pièces inactives en calculant le ratio entre les moyens financiers disponibles et la perte encourue en cas d'indisponibilité des pièces. Pour pallier les risques encourus, ils montrent que des méthodes comme la sous-traitance ou le renouvellement des machines utilisées en production sont efficaces au sein des industries.

Les méthodes statistiques classiques donnant de mauvais résultats dans l'identification et la classification des pièces inactives, Sareminia & Amini (2022) développent une méthode plus détaillée pour cette identification. Tout d'abord, ils utilisent des attributs temporels et de consommation pour définir le problème puis ils y ajoutent l'historique des consommations et des opérations de maintenance des pièces de rechange. Après avoir isolé les pièces ayant une faible demande, ils les catégorisent entre deux groupes principaux : le premier combinant le volume de consommation à la variation des stocks et le deuxième combinant le ratio de mises au rebut et l'intervalle entre les mises au rebut. L'utilisation des données historiques de maintenance permet de mieux définir les méthodes de prévision adaptées. Les auteurs déterminent en effet que l'arbre de décision et l'algorithme VOTE (une méthode créant plusieurs modèles et combinant les résultats) sont les méthodes les plus efficaces lorsque les données de maintenance sont prises en compte.

Les auteurs identifient donc la nécessité d'une classification multi-dimensionnelle pour qu'elle soit pertinente. Ainsi, que l'on se concentre sur les opérations de maintenance ou non, plusieurs dimensions permettent d'isoler plusieurs groupes de pièces ayant des profils similaires pour à la fois adapter les modèles de prévision selon les profils déterminés et identifier les pièces en stock mort ou à rotation lente.

2.2.4 Identification des articles en stock mort ou dormant

La présence de stock mort et d'articles à rotation lente est due à de nombreuses raisons telles qu'une faible demande, des stocks excessifs, ou encore l'absence d'initiatives de suivi des pièces. Sungiono & Alimbudiono (2020) expliquent en effet qu'à la fois minimiser la quantité de pièces en stock et assurer le niveau de services de ces pièces est une tâche complexe qui, si elle est mal préparée, va entraîner un grand nombre de pièces inactives ou peu actives en stock.

Un des enjeux de la classification passe à travers l'identification des articles inactifs au sein des stocks de l'entreprise. C'est une tâche réalisée par Nyemba & Mbohwa (2016) avec une classification unidimensionnelle ABC. Ils démontrent qu'en n'utilisant que le profil de demande des articles, on peut isoler ceux inactifs, leur présence étant due à de mauvaises méthodes de prévisions et un stock de sécurité trop grand. Ce problème peut apparaître lorsqu'une entreprise n'adapte pas ses processus de gestion des stocks à sa stratégie globale.

Lorsqu'on considère les problèmes engendrés par les articles en stock mort, l'objectif des méthodes de classification est de pouvoir régler les surplus en coût de stockage tout en prenant en considération les articles critiques pour le fonctionnement continu de l'entreprise. Mor et al. (2021) utilisent une classification tridimensionnelle pour déterminer la façon optimale d'identifier les articles en stock mort. Pour cela, ils combinent des classifications selon le volume de consommation et selon la variation de la demande pour appliquer ensuite à cette combinaison une classification selon la variation des stocks qui jouera en tant que filtre pour la criticité des pièces. L'objectif de ces deux étapes est d'identifier à la fois les articles en stock mort et les articles en voie de le devenir. Ils identifient alors les articles ayant un faible volume de consommation et une variation très forte dans la demande comme les articles étant le plus voués à devenir du stock mort. Une fois identifiés, il reste à déterminer la nature de la présence en stock de ces articles.

2.2.5 Importance des types de maintenance

Dans certaines situations, les articles en stock mort sont identifiés, mais leur présence en stock est toutefois utile, car on a besoin d'eux pour des opérations de maintenance qui peuvent être planifiées dans un futur plus ou moins proche. Ainsi, le type de maintenance liée aux pièces de rechange est une composante également importante dans la détermination des articles en stock mort.

Poppe et al. (2017) se concentrent sur l'établissement d'une relation entre le type de maintenance et la stratégie à adopter pour la gestion des pièces de rechange. Ils présentent trois types de maintenance : corrective, périodique et conditionnelle. Chacune de ces maintenances possède ses points positifs et négatifs en termes de coût et d'utilisation des pièces. Par exemple, la maintenance curative permet d'utiliser la durée de vie entière avant son remplacement, mais entraîne un coût d'immobilisation très élevé suite à la défaillance de la pièce. Les pièces liées à de la maintenance périodique ont eux un profil de demande déjà connu et leurs prévisions sont déjà parfaitement

réalisées. Ils expliquent cependant que le cas de la maintenance conditionnelle est plus compliqué, car une maintenance réalisée à la suite d'une inspection est une opération préventive, mais si on observe une défaillance de la pièce entre l'inspection et l'opération de maintenance, on est alors dans un cas de maintenance corrective. Ces trois types de maintenance découlent donc de deux grandes familles que sont la maintenance curative et la maintenance préventive, la dernière pour laquelle la demande en pièces de rechange est plus élevée.

Pour Van der Auweraer et Boute (2019), les informations de ces opérations de maintenance sont un composant essentiel pour une gestion efficace des pièces de rechange dans le but de maintenir un niveau de service satisfaisant. Ils ajoutent par rapport à la précédente contribution que la combinaison d'une séparation entre maintenance préventive et maintenance curative avec des méthodes de prévision permet d'obtenir de meilleurs résultats pour les pièces de rechange que lorsque la séparation n'est pas réalisée. Ils montrent que la réalisation d'une simple régression linéaire pour la prévision des articles ayant un plan de maintenance préventive donne des résultats optimaux alors qu'ils ne l'étaient pas pour les pièces concernées lorsque la séparation n'était pas réalisée. Ils n'observent cependant pas de différence significative pour les pièces associées à de la maintenance curative.

Zhu et al. (2020) combinent également les informations de maintenance aux méthodes de gestion des stocks pour obtenir de meilleurs résultats par rapport aux pièces de rechange. Pour eux, la maintenance périodique présente un fort inconvénient, car le temps de vie utile des pièces est mal utilisé. Par conséquent ils basent leur recherche sur la maintenance conditionnelle, qui devient plus compliquée pour les prévisions, car l'utilité de la pièce de rechange n'est confirmée qu'après l'inspection. Une façon de pallier ce problème est l'analyse de l'historique de maintenance de ces pièces pour avoir une meilleure idée de quand les utiliser.

Les différentes contributions de cette revue de littérature nous ont permis d'identifier la nécessité d'une classification pertinente des pièces de rechange pour valoriser aux mieux les prévisions au sein d'une entreprise. Elles nous ont aussi permis de définir quelques méthodes de classification et les possibilités qu'elles apportent dans l'identification des articles à rotation lente et des articles en

stock mort. Enfin, elles ont ajouté la dimension de maintenance à ces classifications dans l'objectif d'isoler les caractéristiques qu'elle pouvait apporter pour déterminer ces articles.

La revue critique de littérature, présentée à la section suivante, permettra de juger les enjeux et difficultés relevés par les différents auteurs.

2.3 Revue critique

Notre problématique de recherche couvre les enjeux suivants. Il faut tout d'abord rechercher une approche s'appliquant au domaine de la maintenance. Le deuxième aspect est la définition et/ou l'utilisation des profils de demandes des pièces pour réaliser la classification de ces dernières. La dimension de criticité est également essentielle. La classification des pièces doit ensuite chercher à optimiser la création des groupes et identifier les pièces étant en stock mort ainsi que celles à rotation lente. Enfin, le dernier critère est d'avoir une méthode d'évaluation des performances de la classification dans le but de pouvoir la reproduire lors de notre étude.

Le tableau 2-3 suivant présente l'évaluation des articles retenus en fonction de ces éléments :

Tableau 2-3 : Critères d'évaluation des articles retenus

Référence	Maintenance	Profil de demandes	Criticité	Objectivité des critères	Identification stock mort/arl	Évaluation pertinente
Sareminia & Amini (2022)	x	x			x	
Mor et al. (2021)		x	x		x	
Rehmani et al. (2021)		x	x		x	
Sugiono & Alimbudiono (2020)					x	
Zhu et al. (2020)	x					
Van der Auweraer & Boute (2019)	x	x				
Hu et al. (2017)		x	x	x		x
Poppe et al. (2017)	x					
Teixeira et al. (2017)	x	x	x			
Nyemba & Mbohwa (2016)		x			x	
Liu et al. (2015)		x		x		x
Syntetos et al. (2015)		x				x
Lolli et al. (2014)		x		x		x
Teunter et al. (2011)						
Bosnjakovic (2010)	x	x	x			
Faccio et al. (2010)						
Persson & Saccani (2009)		x	x			
Eaves & Kingsman (2004)		x			x	
Huiskonen (2001)		x	x			
Fortuin & Martin (1999)	x	x	x			

Un des enjeux principaux de la classification des pièces réside dans la bonne préparation des données nécessaires pour faire la prévision de celles-ci. Teunter et al. (2011) expliquent clairement ce problème et l'importance des pièces à rotation lente par rapport à celui-ci, mais n'avancent aucune proposition de solution pour identifier ces pièces, seulement pour améliorer leur prévision. C'est ce que notent Syntetos et al. (2015). En effet, la majorité des contributions scientifiques dans

le domaine des prévisions expliquent l'importance des profils de demande dans l'optimisation des prévisions. Ils ne proposent en revanche eux non plus aucune ébauche d'identification ou de méthode pour identifier ces pièces.

Des pièces ayant des profils de demande différents requièrent donc des méthodes de gestion différentes (Faccio et al., 2010). En présentant la situation liée à ces enjeux dans un système multi-échelon, cette contribution nous donne un premier axe de réflexion applicable à la situation de notre étude de cas. Cependant, leur contribution réside dans la présentation d'une distribution idéale des magasins pour gérer au mieux les stocks, et non dans le détail de ces profils de demande. Rehmani et al. (2021) soulignent d'ailleurs la nécessité de revoir les techniques actuelles de gestion des stocks pour reclassifier les pièces selon leur profil de demande avant de leur appliquer une stratégie de prévision. Il faut aussi analyser le détail des approches de classification pour évaluer leur pertinence vis-à-vis de notre cas d'étude.

Huiskonen (2001) identifie la nécessité d'une classification multidimensionnelle, car un seul critère de différenciation ne suffit pas à obtenir des groupes pertinents. L'homogénéité au sein des groupes créés ne serait pas optimale et appliquer une même stratégie de gestion à tous les articles d'un même groupe ne permettrait pas d'obtenir des résultats satisfaisants. Il propose une méthode de classification multidimensionnelle, mais ne détaille pas les critères de sélection au sein des différentes dimensions. Il offre donc seulement une ébauche de ce que pourrait être une telle classification sans donner de détails. La pertinence évidente d'une classification multidimensionnelle nous permet également de retirer les détails de la classification de Nyemba & Mbohwa (2016) qui est une simple classification ABC.

Une première approche évoquée dans les contributions retenues est l'utilisation de méthodes d'analyses de données pour améliorer une méthode de classification simple, en l'occurrence la méthode ABC. La méthode DRSA utilisée par Hu et al. (2017) ou la méthode développée par Liu et al. (2015) proposent la réalisation d'une nouvelle classification à partir de la méthode classique ABC pour pallier les enjeux relevés lors de l'utilisation de celle-ci. Lolli et al. (2014) proposent d'ailleurs une même façon de procéder, mais en prenant comme base la méthode AHP pour lui appliquer ensuite un algorithme k-means. L'utilité de l'application de ces méthodes d'analyse de données à des classifications basiques permet de rendre des critères subjectifs plus objectifs et de réaliser une meilleure différenciation lorsque la frontière entre deux groupes de classification est

peu claire. La pertinence de l'implantation de telles méthodes réside donc dans la capacité à retirer la dimension de subjectivité au sein des méthodes de classification. L'avantage de ces méthodes est également de pouvoir définir des procédés d'évaluation rapides et efficaces permettant d'avoir une idée presque instantanée de la pertinence de la classification réalisée. Les autres contributions ne proposent elles que des méthodes applicables sur le long terme pour réaliser cette même évaluation. Seul Syntetos et al. (2015) présentent une méthode d'évaluation pertinente en déterminant la probabilité qu'il n'y ait aucune rupture de stock au cours d'un cycle de réapprovisionnement. Ces trois contributions peuvent utiliser des méthodes classiques du domaine de l'analyse de données comme les matrices de confusion ou la distance entre les composants d'un même groupe pour évaluer la pertinence de leur modèle.

Les méthodes présentées dans le précédent paragraphe peuvent être alors très utiles lorsque l'on considère leur application pour un critère essentiel pourtant très subjectif qu'est la dimension de criticité de la pièce de rechange : il faut pouvoir identifier les pièces critiques pour lesquelles la présence en stock est essentielle. Ce sont des pièces qui, lorsqu'elles ne sont pas disponibles, vont causer un fort ralentissement voire un arrêt des opérations réalisées au sein de l'entreprise. Il faut donc savoir les gérer adéquatement pour pouvoir éviter leur rupture. Les classifications de Bosnjakovic (2010) et Teixeira et al. (2017) proposent une méthode d'identification subjective des pièces critiques. Cependant, leurs critères ne s'appliquent que pièce par pièce et ne sont donc pertinents que pour des petits catalogues de pièces, ce qui n'est pas notre cas. L'application de la criticité dans la classification de Persson & Saccani (2009) est plus pertinente, car ils identifient uniquement les pièces critiques parmi celles ayant une faible demande pour assurer un bon niveau de service pour ces dernières. Leur classification globale s'applique cependant à un domaine lié à la production et non à la maintenance, qui n'est donc pas en adéquation avec notre étude.

Van der Auweraer & Boute (2019) identifient deux grands types de maintenance (curative et préventive) pour lesquelles les stratégies à appliquer ne seront pas les mêmes. Il faut avoir les informations liées à chacun des types de maintenance pour permettre une gestion plus efficace des pièces de rechange. Dans l'objectif de maintenir un niveau de service satisfaisant, Zhu et al. (2020) ajoutent d'autant plus que l'historique de maintenance permet de mieux gérer les prévisions et stratégies de gestion des pièces de rechange. Les caractéristiques de maintenance sont donc un élément essentiel à prendre en compte dans notre étude.

Eaves & Kingsman (2004) réfléchissent à cette dimension de maintenance en ajoutant un critère concernant les délais de réapprovisionnement des pièces de rechange dans leur classification, mais ne s'attardent cependant pas sur les détails et caractéristiques approfondis de ce domaine pour ces pièces. C'est ce que font Fortuin & Martin (1999) dans leur classification en déterminant des critères permettant de définir le plus précisément possible les particularités qu'apporte la maintenance dans les différentes politiques de réapprovisionnement à appliquer. Leur travail est d'autant plus pertinent que leur objectif principal est de déterminer l'impact financier dû au stock de pièces inactives. Cependant, leurs critères de sélection sont très subjectifs et ne sont pas adaptés à un gros catalogue d'articles.

La méthode de classification développée par Sareminia & Amini (2022) semble être alors la plus pertinente pour notre étude, car ils utilisent des méthodes d'analyse de données sur une base d'historique des consommations et des opérations de maintenance. Leur étude étant portée sur la prévision des articles à rotation lente, ils présentent un critère pour l'identification de ces pièces sans pour autant expliquer la raison de ce choix. Il reste donc une dimension de subjectivité toujours présente au sein de leur étude. De plus, leur classification consiste à caractériser les profils de demandes selon des critères spécifiques, qui ne sont pas suffisants pour obtenir une segmentation pertinente par rapport aux contraintes de notre entreprise partenaire.

Nous en venons finalement à l'identification des articles en stock mort et des articles à rotation lente. Sugiono & Alimbudiono (2020) ainsi que Nyemba & Mbohwa (2016) présentent les raisons pouvant amener à la présence du stock mort au sein d'une entreprise. Même si la deuxième contribution estime que l'identification peut se réaliser en utilisant uniquement le profil de demande, elle n'explique pourtant pas le processus suivi pour identifier les pièces concernées. Mor et al. (2021) apportent une solution plus pertinente pour identifier ces pièces. Ils utilisent une classification tridimensionnelle en combinant des méthodes classiques pour identifier les groupes de pièces étant du stock mort et celles en voie de le devenir. Leurs critères étant toutefois issus de méthodes de classification classiques, ils restent très subjectifs, car c'est à eux de déterminer manuellement les seuils.

2.4 Conclusion

Cette revue de littérature nous a permis d'aborder les sujets reliés à l'analyse des stocks morts ou dormants ainsi que leurs enjeux et problématiques où nous avons pu constater que de nombreux chercheurs s'y étaient penchés. À l'aide des travaux qu'ils ont réalisés, nous avons étudié les opportunités associées à ce domaine pour y apporter une nouvelle contribution pertinente et permettant de considérer des options non envisagées au préalable. Bien que de nombreux articles aient abordé des problématiques liées à la maintenance, la classification des articles selon leur profil de demandes et leur criticité, ou encore l'identification des pièces en stock mort aucune contribution ne propose une analyse complète de toutes ces dernières. En effet, les articles se concentrent généralement plus sur un aspect précis que sur le domaine entier, et ceux se portant sur le plus de parties en négligent certaines par rapport aux autres. Notre analyse a pour but de présenter et détailler chacune des étapes allant de l'identification des profils de demande des pièces jusqu'à la proposition de stratégies adaptées aux stocks dormants ou morts en passant par la classification selon le profil de consommation de ces pièces. La méthodologie utilisée pour la réaliser est expliquée dans le chapitre suivant.

CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE DE RECHERCHE

Ce chapitre présente la méthodologie de recherche utilisée lors de cette étude. Nous présentons en premier nos objectifs spécifiques de recherche ainsi que les hypothèses principales. Nous décrirons ensuite les étapes méthodologiques proposées.

3.1 Objectifs de recherche

Comme présenté au chapitre précédent, la revue de littérature a permis d'identifier des limites et enjeux sur lesquels nous nous concentrerons au cours de ce projet de recherche.

En effet, nous avons pu remarquer que l'historique de consommation d'une pièce est une notion cruciale pour comprendre la stratégie de gestion applicable. Cependant, **toutes les contributions y faisant référence dans la littérature** (Fortuin & Martin, 1999; Huiskonen, 2001; Eaves & Kingsman, 2004; Persson & Saccani, 2009; Bosnjakovic, 2010; Lolli et al., 2014; Liu et al., 2015; Nyemba & Mbohwa, 2016; Hu et al., 2017; Teixeira et al., 2017; Sungiono & Alimbudiono, 2020; Mor et al., 2021; Sareminia & Amini, 2022) **considèrent l'historique de consommation comme intrant à leur recherche** et ne le construisaient pas. Il est pourtant nécessaire de connaître au mieux les détails de création de cet historique, comme les hypothèses faites et méthodes de calcul utilisées par exemple, pour l'utiliser correctement pour les étapes futures.

De plus, nous avons pu identifier un éventail conséquent de méthodes de classification des articles à travers les articles retenus. Ces dernières utilisaient différents critères de sélection pour créer des groupes de pièces similaires. Cependant, les conditions d'application de ces méthodes ne coïncidaient pas avec le contexte industriel dans lequel nous procéderons au cours de ce projet. Ainsi il est essentiel de déterminer la méthode de classification s'adaptant au mieux aux besoins et contraintes de l'entreprise partenaire.

Enfin, les contributions retiennent l'importance de l'identification des pièces dont l'enjeu de gestion est critique telles que les stocks dormants ou morts, mais ne proposent aucune stratégie pour gérer ces pièces. De ce fait, il est alors nécessaire, en plus de déterminer les différents groupes d'appartenance de ces pièces, de définir des manœuvres à appliquer pour simplifier leur gestion.

Ainsi, l'objectif général de ce projet de recherche est de *proposer une méthode pour améliorer le développement de stratégies de stockage en tenant compte des différents groupes de pièces.*

Deux objectifs spécifiques découlent de cet objectif principal et sont identifiés, tels que :

- Déterminer les profils de consommation de toutes les pièces du catalogue; et
- Définir une classification des différentes pièces du catalogue.

Ces deux sous-objectifs définiront une base pour les analystes du partenaire industriel. Cela leur permettra de proposer des stratégies de stockage et d'approvisionnement adaptées en fonction de chacun des groupes créés, permettant ainsi d'améliorer les prévisions pour les différentes pièces du catalogue.

Cette étude se basera sur les données d'une chaîne logistique multi-échelon disponibles dans un système d'information permettant le suivi précis d'une pièce fournissant ainsi son historique de consommation et de maintenance. Toutes les conclusions tirées de cette étude prennent donc cette caractéristique en considération.

3.2 Méthodologie de recherche

Compte tenu du contexte de réalisation de ce projet de recherche visant à développer une méthode définie selon les besoins et contraintes d'un cas particulier d'entreprise, nous choisissons d'utiliser une méthodologie de recherche de type empirique et expérimentale nommée Design Research Methodology (DRM). Proposée par Blessing et Chakrabarti (2009), cette démarche est particulièrement adaptée aux projets de recherche visant le développement d'une méthodologie opérationnelle répondant à un besoin spécifique d'un partenaire industriel (Puech, 2022). La DRM permet notamment de pouvoir évaluer la validité et la pertinence des résultats même si l'implantation n'est pas complète.

La méthode DRM se déroule en 4 étapes présentées dans la figure 3-1 suivante :

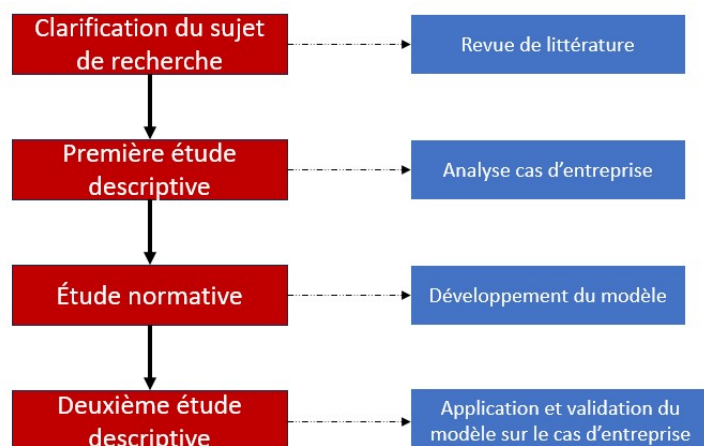


Figure 3-1 : Méthodologie DRM

La clarification du sujet de recherche permet de valider les besoins et la pertinence du projet. Elle permet également d'identifier des pistes à emprunter pour développer notre méthode pour améliorer les stratégies de stockage. Cette étape a été réalisée au cours du chapitre 2 en présentant la revue de littérature sur l'analyse du domaine des stocks morts ou dormants.

La première étude descriptive est ensuite réalisée dans le but d'identifier les besoins et contraintes spécifiques du partenaire industriel. Cette phase d'observation et d'analyse de l'entreprise permet d'identifier les problèmes liés aux méthodes actuellement employées et d'établir les caractéristiques uniques de l'organisation qu'il faudra prendre en compte lors de la construction de notre modèle. Cela permettra de mettre en évidence l'intérêt pour l'entreprise de la mise en place des contributions développées à travers ce projet. Cette étape sera réalisée dans le chapitre 4.

L'étude normative réalisée par la suite permet le développement d'un modèle répondant à la problématique de recherche en prenant en compte les attentes et contraintes de l'entreprise partenaire ainsi que les pistes retenues dans la littérature. L'objectif est de proposer une solution viable, compensant les lacunes trouvées à la fois dans les pratiques internes du partenaire et dans les contributions de la littérature. Cette étape est décrite dans le chapitre 5.

La seconde étape descriptive permet enfin d'appliquer le modèle développé sur le cas de l'entreprise partenaire dans le but de valider sa performance. Pour cette validation, nous comparerons dans un premier temps nos résultats avec les rapports déjà existants et actuellement mis en place chez le partenaire industriel pour déterminer les apports de notre nouvel historique de

consommation. Il doit en effet permettre l'identification des consommations réelles des pièces du catalogue, dont découlera une identification plus précise des inactifs et articles en stock mort ainsi que les coûts associés. Ensuite, nous évaluerons la qualité de notre classification en calculant la similarité entre les différents groupes selon une métrique pertinente (Lolli et.al, 2014). La métrique utilisée sera le Dynamic Time Warping (Wagner & Fisher, 1974) qui permet de mesurer la similarité entre deux séries temporelles, représentées dans notre cas par le profil de demandes représentatif de chaque groupe. Enfin, nous compléterons cette analyse en évaluant les groupes créés selon des caractéristiques adaptées (Liu et al., 2015) définies à l'aide des analystes du partenaire. Elles permettront de juger l'homogénéité des profils au sein de chacun des groupes, donc de la bonne répartition des articles dans des groupes leur correspondant. Cette étape est présentée dans le chapitre 6.

Nous y comparerons également les résultats de cette implantation avec ceux observés en appliquant des méthodes récupérées dans la littérature (Lolli et al., 2014, Hu et al., 2017) sur le même cas industriel pour déterminer les apports de notre contribution d'un point de vue scientifique. Nous terminerons par le chapitre 7 avec une discussion sur les apports, limites et recommandations liées à notre projet.

3.3 Conclusion

Nous appliquerons une méthodologie de recherche DRM pour conduire cette étude. La nature de notre projet de recherche étant portée sur l'application d'une méthode exclusive à un cas industriel en prenant en compte ses attentes et contraintes, cela démontre la pertinence du choix de méthodologie appliqué. L'analyse des forces et faiblesses des solutions actuellement mises en place au sein de l'entreprise partenaire mêlée aux informations recueillies lors de la revue de littérature nous permettra de développer une méthode pour améliorer les stratégies de stockage en tenant compte des différents types de pièces. Enfin nous comparerons les résultats de la méthodologie adoptée aux solutions actuellement implantées ainsi qu'aux contributions de la revue de littérature pour juger de leur pertinence. Nous présenterons au prochain chapitre la description du cas d'application afin d'identifier les besoins et contraintes de l'entreprise partenaire.

CHAPITRE 4 CONTEXTE DU PARTENAIRE

La phase de clarification du sujet de recherche ayant été conduite au préalable, nous pouvons débiter la première étude descriptive. Cette étape est la deuxième de la méthodologie de recherche DRM présentée au chapitre précédent. Une mise en contexte et présentation du partenaire industriel est tout d'abord réalisée. Nous décrirons ensuite le cas spécifique étudié puis nous analyserons finalement les attentes et contraintes du partenaire.

4.1 Contexte

Cette étude porte sur les besoins et contraintes d'une entreprise ayant pour volonté de valoriser les données recueillies par son système intégré de gestion d'entreprise dans le but d'améliorer leurs processus de stockage et d'approvisionnement à l'interne. Cette entreprise est la Société des Transports de Montréal (STM), située à Montréal (Québec, Canada). Elle gère une flotte de matériels roulants, ainsi que les infrastructures associées, pour assurer les services de transports en commun dans la ville de Montréal.

Ces dernières années, la STM a constaté qu'un trop grand nombre de pièces de rechange sont stockées dans ses centres de réparations sans pour autant être consommées. Ces inactifs augmentent la quantité et l'espace de stockage nécessaires, ce qui engendre des coûts de stockage superflus. Les responsables de la planification intégrée de l'entretien et de la gestion des stocks au sein de cette entreprise considèrent la valorisation de la donnée opérative maintenue dans son système intégré de gestion d'entreprise comme un levier prometteur pour résoudre ses enjeux.

4.2 Description du cas étudié

4.2.1 Intranet de l'étude

Dans le but de comprendre le fonctionnement de la chaîne d'approvisionnement de la STM, cette dernière nous a donné accès aux données récupérées à travers leur logiciel de gestion intégrée SAP. Nous avons pu avoir accès à toutes les données depuis l'implantation de SAP dans l'entreprise en novembre 2015 pour la section associée à l'entretien et le fonctionnement du métro et depuis janvier 2019 pour le reste des infrastructures. Notre intrant principal est la table nommée

TRANSACTIONS, présentée dans le tableau 4-1, dans laquelle nous pouvons récupérer chacune des transactions réalisées depuis novembre 2015. Une transaction correspond au mouvement d'une pièce dans le système de la STM, cela peut tout autant représenter la réception d'une commande d'un fournisseur, qu'un mouvement de pièce entre deux magasins, ou que l'utilisation d'une pièce sur une infrastructure. Cette table est composée de 14 colonnes représentant chacune une donnée essentielle à la compréhension du fonctionnement de la chaîne d'approvisionnement.

Tableau 4-1 : Colonnes de référence de la table TRANSACTIONS

Code mouvement	Article	Groupe valorisation	Division	Magasin	Date de saisie	Quantité	Unité quantité base	Montant DI	Réservation	Ordre	Document article	Date pièce	Centre de coûts
11	25412	X		6000 VIL	29/08/2022	9	PCE	81	59426815	489415648	1000005978	25/04/2022	
10	25412	N		6000 VIL	25/04/2022	-9	PCE	-81	59426815	489415648	1000006654	25/04/2022	
6	1489	N		1000 BER	15/03/2022	-50	PCE	-50			1000000258	15/03/2022	456

Nous allons maintenant expliquer le sens et l'importance de chacune de ces colonnes.

Code mouvement : indice permettant de notifier de la nature de la transaction. Il permettra de définir si la transaction est considérée comme une consommation de pièce ou un mouvement à l'intérieur du système interne de la STM. Chaque code mouvement possède en outre un code dit « retour » qui représente l'inverse de la transaction initiale. Par exemple, un code 10 représente une consommation sur ordre et le code 11 représente un retour de consommation sur ordre dans lequel un ou plusieurs articles peuvent être retournés car endommagés ou non utilisés.

Article : numéro associé au nom de la pièce dans le catalogue. Ce numéro est unique pour chacune des pièces.

Groupe valorisation : possède 4 valeurs différentes (N, R, X ou vide). La valeur N indique que l'article est neuf, la valeur R indique que l'article est réparé, la valeur X indique que l'article est à réparer. La valeur vide indique que nous n'avons aucune information sur l'état de l'article.

Division : nom de la division au sein de laquelle s'est déroulée la transaction. Le fonctionnement de ces divisions est présenté à la figure 4-1.

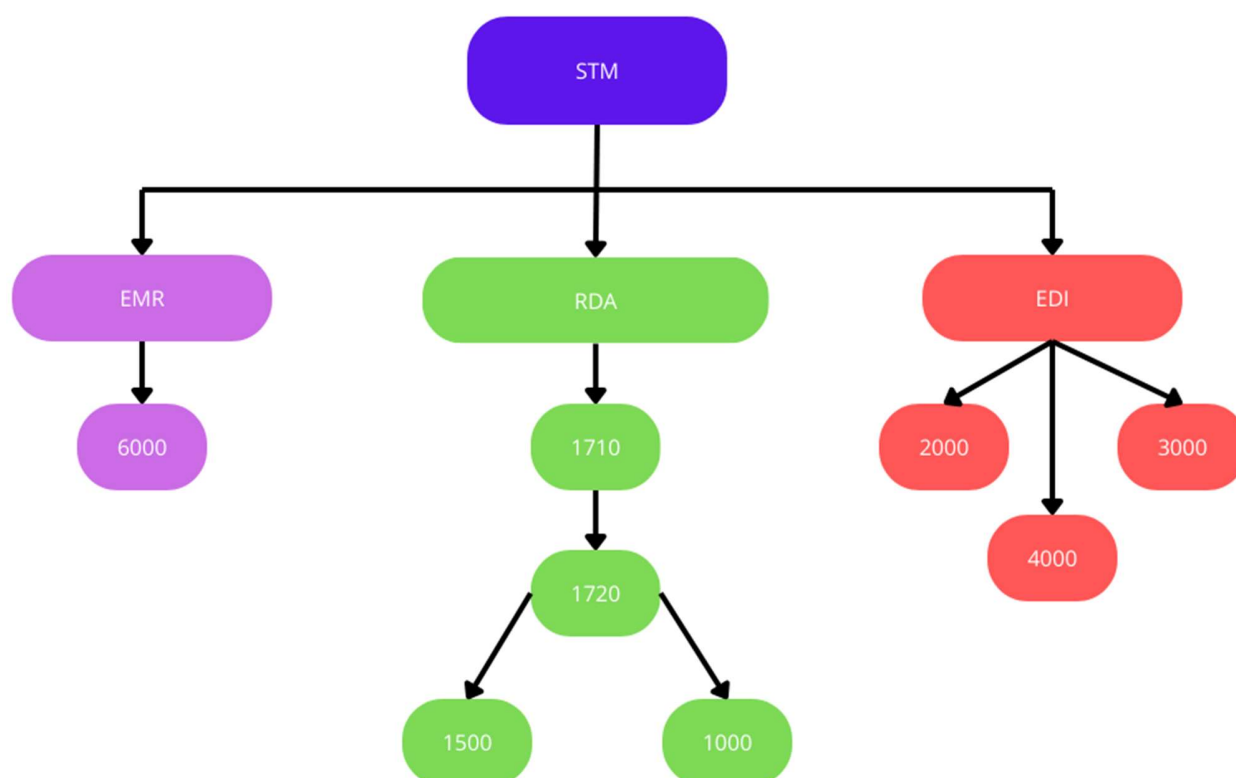


Figure 4-1 : Fonctionnement des divisions à la STM

La figure 4-1 nous montre que la STM est divisée en 3 grandes familles de divisions. La première est l'Entretien du Matériel Roulant (EMR) et elle répertorie uniquement la division 6000. La deuxième est la Révision Des Autobus (RDA) qui se divise en 4 divisions. Initialement, la division 1710 représentait le magasin central pour les opérations liées aux autobus, mais celle-ci a été mise à jour et le magasin central a été déplacé dans la division 1720. À partir de ce magasin central, les pièces peuvent être soit envoyées vers des magasins de proximité (division 1500), plus proches des différents dépôts d'autobus, soit directement utilisées pour des activités liées aux autobus en général (division 1000). Enfin, la dernière grande famille est l'Entretien Des Infrastructures, divisée en 3 divisions. La division 2000 répertorie toutes les infrastructures liées aux activités du métro. La division 3000 répertorie celles liées à l'entretien des immeubles de la STM. Enfin la division 4000 correspond à l'entretien des infrastructures des locaux corporatifs de la STM.

Magasin : nom du magasin associé à la transaction. Il est représenté par un sigle de 3 lettres représentant les trois premières lettres du magasin associé (exemple : VIL signifie Villa-Maria).

Date de saisie : date à laquelle la transaction a été saisie dans le logiciel SAP.

Quantité : quantité d'articles ayant été en mouvement au cours de la transaction.

Unité quantité base : unité de la valeur associée à la quantité déplacée. Cela peut-être en nombre de pièces comme en litres ou en grammes.

Montant DI : valeur en dollar canadien de la quantité déplacée.

Réservation : numéro permettant de définir si la transaction est associée à une réservation. Selon la définition de SAP, une réservation est une « demande adressée au magasin pour que les composants restent prêts à être sortis à une date ultérieure et dans un but précis » (2019). Plusieurs articles peuvent être associés à une même réservation.

Ordre : numéro permettant de définir si la transaction est associée à un ordre. Cet ordre définit la raison pour laquelle la transaction a été réalisée : ordre de production, ordre de maintenance, etc... Plusieurs articles peuvent être appelés sur un même ordre.

Document article : numéro unique associée à la transaction. Il permet de pouvoir retrouver une transaction précise et devient utile lorsque l'on cherche à déterminer l'impact d'une transaction particulière sur certaines opérations.

Date pièce : date réelle à laquelle la transaction a été réalisée.

Centre de coûts : lorsque la transaction n'est associée ni à un numéro de réservation ni à un numéro d'ordre, le numéro de centre de coûts permet de retrouver le cheminement d'une pièce, c'est-à-dire de pouvoir déterminer les liens entre les transactions de la pièce.

Cette table TRANSACTIONS représente le point de départ de toutes les opérations réalisées à la suite de ce projet. Elle sert également de point de référence pour les analystes de la STM, car elle est utilisée pour préparer tous les rapports utilisés lors de leurs analyses.

4.2.2 Rapport de consommation

Pour définir un profil de demande, il faut pouvoir connaître l'historique de consommation de chacune des pièces du catalogue. C'est-à-dire pouvoir définir à quel jour et en quelle quantité a été consommé tel article. Pour cela, la STM dispose d'un rapport nommé RAPPORT_CONSO permettant de définir mois après mois toutes les consommations de pièces.

Pour le créer, les analystes ont regroupé toutes les transactions de la table TRANSACTIONS pour lesquelles le code mouvement associé désignait un mouvement de consommation. Ces derniers ont été identifiés comme suit : les codes 0, 2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16, 18 sont des codes mouvements de consommation et les codes 1, 3, 5, 7, 9, 11, 13, 15, 17, 19 sont des codes mouvements « retour », c'est-à-dire qu'ils correspondent à la situation inverse du code mouvement de consommation associé. Par exemple, le code 10 représente une sortie de marchandise sur ordre tandis que le code 11 représente un retour de marchandises sur ordre. Le code 11 correspond donc au mouvement complémentaire du code 10.

Il est important de noter ici que le code mouvement associé à la transaction est le seul champ parmi tous ceux présents dans la table TRANSACTIONS utilisé par les analystes pour isoler les mouvements de consommation.

En sommant toutes les transactions associées à ces codes mouvements au cours de chaque mois, les analystes ont pu établir la table RAPPORT_CONSO, présentée au tableau 4-2 pour l'exemple de l'article 23089.

Tableau 4-2 : Rapport de consommation de l'article 23089 entre mai 2022 et avril 2023

		Mois-Année	mai-22	juin-22	juil-22	août-22	sept-22	oct-22	nov-22	déc-22	janv-23	févr-23	mars-23	avr-23
Article	Nom de l'article	Unité	Quantité	Quantité	Quantité	Quantité	Quantité	Quantité	Quantité	Quantité	Quantité	Quantité	Quantité	Quantité
23089	Sabot de frein	PCE	10	5	0	0	0	40	50	10	0	0	15	0

Cette table contient donc le recensement des consommations mois après mois pour chacune des pièces du catalogue depuis l'implantation de SAP au sein de la STM.

4.2.3 Méthode de classification

Il existe actuellement une classification des pièces du catalogue à la STM. Cette dernière est une classification ABCP, découlant de la classification ABC de Dickie (1951). En effet, les groupes sont formés de telle sorte que le groupe A regroupe 80% de la valeur du stock et 20% des articles, le groupe B représente 15% de la valeur totale et 30% des articles, et enfin le groupe C contient 5% de la valeur du stock et 50% des articles. Le groupe P présent ici concentre les articles jugés critiques au bon fonctionnement de la STM, c'est-à-dire des articles pour lesquels une rupture de stock causerait un ralentissement voire un arrêt complet des opérations.

4.2.4 Gestion des inactifs

Après avoir défini les profils de demandes de chacune des pièces, il est possible de déterminer lesquelles sont inactives. Selon les normes définies par la STM, les pièces inactives correspondent aux pièces **n’ayant pas été consommées depuis plus de 36 mois**.

Pour pouvoir identifier ces pièces et plus particulièrement celles inactives et toujours en stock (le stock mort), les analystes ont développé un rapport nommé RAPPORT_INACTIFS, présenté dans le tableau 4-3, dans lequel le statut de chaque article est informé.

Tableau 4-3 : Colonnes de référence de la table RAPPORT_INACTIFS

Article	Division	Classification	Nb jours d'inactivité	Nb jours d'inactivité STM	Nb mois d'inactivité	Nb mois d'inactivité STM
4925	6000	B	1200	730	39	24

On y retrouve les colonnes représentant l’article, la division et la classe associée à l’article selon la classification ABCP. Les autres colonnes regroupent le nombre de jours ou de mois depuis la dernière consommation de l’article sélectionné.

La différence entre les colonnes « Nb jours d’inactivité » et « Nb jours d’inactivité STM » réside dans le fait que la première des deux colonnes calcule le nombre de jours s’étant déroulé depuis la dernière consommation au sein de la division sélectionnée. L’autre colonne réalise ce calcul pour toutes les divisions de la STM confondues, car un même article peut être utilisé dans plusieurs divisions différentes. Cette différence est la même concernant les colonnes calculant les mois d’inactivité. Notre exemple montre alors que l’article sélectionné est considéré comme inactif si l’on regarde uniquement sa division (son nombre de mois d’inactivité étant supérieur à 36) alors que du point de vue global de la STM, il ne l’est pas.

Ces quatre tables représentent les intrants principaux de notre projet ainsi que les bases de comparaisons avec le travail que nous allons effectuer. Nous allons les analyser pour comprendre les enjeux qu’ils représentent pour la STM et ensuite nous développerons des pistes d’amélioration de ces derniers.

4.3 Observations et analyse

L'objectif de cette partie est de déterminer les points sensibles et défauts des processus mis en place au sein de la STM puis de trouver des solutions à implémenter dans le but de satisfaire aux besoins du partenaire. Comme dit précédemment dans la section 3.3, la première étape sera de déterminer les pistes d'amélioration des processus actuellement mis en place au sein de l'entreprise. La seconde étape aura pour but de répertorier dans la littérature si des solutions existent et si elles sont applicables à notre cas spécifique.

4.3.1 Observations

Nous allons désormais procéder à l'analyse des rapports mis à notre disposition pour leur trouver des voies d'amélioration.

Tout d'abord, la table TRANSACTIONS correspond à la base de chacun des rapports répertoriés ici. Nous utiliserons cette table comme base pour notre projet également et analyserons donc les procédés découlant de cette table.

Concernant le rapport de consommation RAPPORT_CONSO, nous avons pu réaliser plusieurs observations avec l'aide des analystes. Pour construire ce rapport, les analystes ne répertorient que les codes de mouvement représentant une transaction de consommation, puis font la somme de ces transactions mois par mois pour chacune des pièces. Cette façon de faire engendre des lacunes notables au sein du rapport de consommation actuellement utilisé à la STM. Premièrement, ce rapport ne donne pas réellement les profils de demandes de chacune des pièces du catalogue. En effet, il représente précisément une somme mois après mois des mouvements de chaque pièce liés à la présence d'un code mouvement désignant une consommation ou un retour de consommation dans la table TRANSACTIONS. Cependant, il ne considère pas le lien à faire entre le mouvement de consommation et le mouvement de retour associé, que nous allons appeler **compensation**. Lorsque qu'un mouvement de retour apparaît dans la table TRANSACTIONS, un numéro de réservation, un numéro d'ordre ou un centre de coûts lui sont associés. Ces numéros sont les mêmes que le mouvement de consommation initial qu'il vient compenser.

Prenons l'exemple du tableau 4-4, on y remarque deux transactions associées à l'article 25412. La transaction avec le code mouvement 10 correspond à une sortie de marchandises sur ordre, le code

mouvement 11 est son code mouvement retour. Neuf unités sont tout d’abord sorties le 25 avril 2022 pour être consommées, pour ensuite être retournées le 29 août 2022. On remarque que le numéro de réservation et le numéro d’ordre sont les mêmes lors des deux transactions, ce qui nous permet de justifier qu’elles sont associées. La réalité de ces transactions est que les neuf pièces sorties le 25 avril 2022 ont été retournées à la même quantité, avec les mêmes numéros de réservation et d’ordre le 29 août : ces pièces n’ont donc jamais été consommées selon la logique de la table TRANSACTIONS. Si l’on utilise la méthode existante pour créer la table RAPPORT_CONSO, ces deux transactions ne seront jamais liées, car elles ne se déroulent pas le même mois. La compensation n’a donc jamais lieu dans le rapport mis en place actuellement à la STM et cela pose problème lorsque l’on se concentre sur l’aspect prévision des pièces du catalogue. En effet, la logique de compensation permet de dire qu’une pièce n’a pas besoin d’être réquisitionnée, car elle ne sera jamais consommée. La logique actuelle de la table RAPPORT_CONSO est de définir qu’il faut d’abord prévoir que la pièce soit consommée neuf fois en avril 2022, puis retournée neuf fois en août 2022. Réaliser des prévisions de retour de pièces va fausser les réelles demandes de ces dernières.

Tableau 4-4 : Exemple de compensation

Code mouvement	Article	Groupe valorisation	Division	Magasin	Date de saisie	Quantité	Unité quantité base	Montant DI	Réservation	Ordre	Document article	Date pièce	Centre de coûts
11	25412		6000	VIL	29/08/2022	9	PCE	81	59426815	489415648	1000005978	29/08/2022	
10	25412 N		6000	VIL	25/04/2022	-9	PCE	-81	59426815	489415648	1000000654	25/04/2022	

Une première voie d’amélioration des procédés de la STM sera donc de rajouter une dimension de compensation à la logique de consommation de l’entreprise dans le but de définir des profils de demandes pertinents pour chacune des pièces.

Un autre commentaire peut être apporté concernant le mode de réalisation de la table RAPPORT_CONSO par rapport à la colonne du groupe de valorisation, et plus particulièrement concernant les transactions associées à un groupe « X ». Comme dit précédemment, un groupe de valorisation X annonce un article à réparer. Cela a nécessairement un impact sur la logique de consommation d’une pièce. D’un côté, un article à réparer ne peut pas être consommé, car il est défectueux. De l’autre côté, si un article sort à la suite d’un mouvement de consommation en ayant un groupe de valorisation R, N ou vide, cela signifie qu’il n’avait aucun défaut lors de sa mise en

disponibilité pour la consommation. Si l'article est ensuite retourné (avec un mouvement de retour) en ayant le groupe de valorisation X, cela signifie qu'il a été endommagé lors de sa consommation, donc qu'il a été consommé.

Prenons l'exemple du tableau 4-5, on y remarque que deux unités de l'article 4679 sortent à la suite d'un code mouvement 10 annonçant une sortie de marchandises sur ordre. Ces deux unités ont un groupe de valorisation N, c'est-à-dire qu'elles sont neuves. Le même jour sont retournées ces deux unités, mais pas sous la même transaction, car l'une est retournée en ayant un groupe de valorisation N et l'autre X. Pour l'unité retournée avec le groupe N, elle vient compenser la sortie initiale, car elle est de retour dans un état fonctionnel. Pour l'unité retournée avec le groupe X, elle était initialement sortie avec le groupe N. Elle a donc été endommagée lors de sa consommation et par conséquent a été consommée. Dans cet exemple, deux unités de l'article 4679 ont eu un mouvement de consommation, mais seule une a été réellement consommée.

Tableau 4-5 : Exemple de l'impact du groupe de valorisation sur la consommation

Code mouvement	Article	Groupe valorisation	Division	Magasin	Date de saisie	Quantité	Unité quantité base	Montant DI	Réservation	Ordre	Document article	Date pièce	Centre de coûts
11	4679	N	6000	CRE	06/09/2023	1	PCE	0,01		148144649	1000097846	06/09/2023	
11	4679	X	6000	CRE	06/09/2023	1	PCE	0,01		148144649	1000097839	06/09/2023	
10	4679	N	6000	CRE	06/09/2023	-2	PCE	-0,02		148144649	1000097826	06/09/2023	

Une deuxième voie d'amélioration des procédés de la STM sera donc de se concentrer sur l'impact des transactions ayant un groupe de valorisation X dans la logique de consommation des pièces du catalogue.

Ces deux observations démontrent que la logique de construction de la table RAPPORT_CONSO possède des défauts et que les profils de demandes actuellement définis et utilisés à la STM sont erronés. Cela engendre donc des erreurs à la fois dans les prévisions des pièces, car les quantités apparaissant dans le rapport de consommation ne sont pas exactes, et dans la construction de la table RAPPORT_INACTIFS, car le calcul du nombre de jours ou de mois depuis la dernière consommation sera erroné. Par exemple, avec le calcul actuel, le rapport pourra montrer qu'un article n'a pas été consommé depuis 5 mois alors qu'il pourrait n'avoir pas été consommé réellement depuis plus de 36 mois.

En ce qui concerne la classification ABCP actuellement utilisée à la STM, Huiskonen (2001) a démontré qu'elle était trop simple pour définir des stratégies de gestion et d'approvisionnement pertinentes pour les articles d'un même groupe. Il explique d'autant plus que les groupes formés par une telle classification ne peuvent pas être objectifs et manquent d'homogénéité. En ayant pour objectif principal de créer des groupes de pièces pour lesquelles appliquer les mêmes stratégies, on remarque la nécessité de revoir la méthode de classification actuelle à la STM.

De plus, il y a actuellement 33 types de planifications différentes utilisées pour les articles de la STM disponibles dans le logiciel SAP, mais seulement 2 d'entre elles sont utilisées. L'une d'entre elles est réalisée manuellement : en fonction du planificateur réalisant les prévisions, les caractéristiques peuvent n'être pas tout à fait identiques et donc donner des résultats différents. Ce type de planification est réalisé sur des articles identifiés comme présentant un fort enjeu de gestion pour la STM. Il y a ainsi une notion de subjectivité, en plus du fait qu'une planification manuelle prend beaucoup de temps. Il devient alors essentiel de déterminer des groupes de pièces similaires pour leur appliquer des stratégies de gestion et d'approvisionnement similaires.

4.3.2 Apport de la littérature

Parmi toutes les contributions identifiées, aucune ne présente de méthode pour définir des profils de demandes. Tous démontrent la nécessité d'un historique de consommation pour mener à bien la classification, mais aucun ne propose une façon de le construire. Syntetos et al. (2015) expliquent notamment la nécessité de connaître parfaitement les caractéristiques de l'historique de consommation pour l'utiliser au mieux. Nous en déduisons alors que nous devons construire notre propre historique de consommation en partant de la table TRANSACTIONS et en prenant en compte les pistes d'amélioration identifiées dans la partie 4.3.1. Cette nouvelle logique de consommation nous permettra de mieux identifier les articles inactifs dans le stock présent à la STM, car nous pourrons déterminer à l'aide de cette dernière la date réelle de dernière consommation de chacun des articles du catalogue.

De plus, de nombreux articles proposent une méthode pour identifier les articles en stock mort au sein d'une entreprise. Ces techniques sont les mêmes que celle actuellement mise en place à la STM, seul le nombre de mois d'inactivité change dans les différents cas. Nous décidons de garder la méthode actuelle de répertoriage des articles inactifs, car elle reste pertinente selon l'analyse de la littérature.

En ce qui concerne la classification des pièces, nous avons pu déterminer grâce à Huiskonen (2001) que la classification actuellement mise en place ne correspond pas aux besoins de l'entreprise et il est nécessaire d'en définir une nouvelle. Il faut cependant trouver celle s'adaptant au mieux aux besoins et nécessités de la STM. Or, ces besoins résident en la volonté de pouvoir regrouper les pièces ayant un profil de demandes similaire dans un même groupe. Le but étant d'appliquer une même stratégie de gestion et d'approvisionnement à tous les membres de ce groupe.

La revue critique nous a permis d'isoler trois contributions comme étant les plus prometteuses dans notre cas : les méthodes de Lolli et al. (2014), Liu et al. (2015), et Hu et al. (2017). Leurs méthodes permettent de retirer la dimension de subjectivité au sein des méthodes de classification déjà existantes telles que la méthode ABC (Dickie 1951), qui est la classification actuellement implémentée à la STM ou la méthode AHP (Saaty 1990).

Une notion très importante pour analyser un profil de demande est la notion de temporalité, c'est-à-dire tout ce qui a trait à la date de consommation d'une pièce. Dans le cas de la STM, elle permet de donner un critère de comparaison entre deux profils de demandes pour conclure de leur similarité, donc de juger de la pertinence de leur appartenance à un même groupe. Par exemple, deux pièces ayant la même quantité consommée sur une période donnée, mais ayant une fréquence de consommation totalement différente n'iront pas dans le même groupe. Dans le cas de Liu et al. (2015), les données essentielles à la réalisation de leur classification sont la quantité consommée et le prix unitaire des pièces du catalogue. La temporalité n'est pas un critère pris en compte dans la réalisation de leur classification, ce qui nous incite à écarter leur proposition.

La temporalité est abordée par Hu et al. (2017) comme critère à part entière de la classification, de même pour la criticité de la pièce et son cycle de vie. Pour utiliser de tels critères, ils utilisent la méthode DRSA de Greco et al. (1999). Dans cette méthode, la notion de priorité entre critères est introduite dans le sens où, pour chaque critère, il faut être capable d'exprimer si une pièce est « meilleure » que l'autre. Pour cela, il nous faudrait définir des règles de décision pour chacun des critères à l'aide des analystes et experts de la STM. Cependant, ces règles restent subjectives et ne s'inscrivent pas dans les demandes de l'entreprise partenaire.

Cette notion de priorité existe également dans la contribution de Lolli et al. (2014) à travers l'utilisation de la méthode AHP de Saaty (1990) pour réaliser une première classification grossière

des pièces de l'inventaire. Il nous faudrait être capables de hiérarchiser les données selon plusieurs critères et donc de définir des règles de décision à l'aide des analystes et experts de la STM.

Nous notons tout de même grâce à ces trois contributions que l'utilisation de méthodes de segmentation et d'analyse de données pourrait permettre de définir une meilleure classification des pièces de l'inventaire. En effet, de telles méthodes favorisent la création de groupes au sein desquels les pièces sont très similaires tout en proposant une forte distinction entre les pièces de groupes différents. Leur utilisation pourra donc contribuer à former des groupes de pièces ayant un profil de demandes similaire dans le **but d'appliquer une stratégie de gestion et d'approvisionnement similaire.**

4.4 Conclusion

L'analyse du contexte de la Société des Transports de Montréal ainsi que des articles retenus dans la revue de littérature nous a permis de définir une feuille de route pour la réalisation de notre projet.

Tout d'abord, l'analyse du rapport de consommation présentement mis en place nous a amené à définir le requis suivant pour notre projet :

- **Nécessité d'identifier les consommations réelles de chaque article du catalogue.**

Ensuite, l'analyse des contributions scientifiques de la littérature nous a conduit à identifier des indispensables à la création de notre modèle de classification :

- **Recours à une méthode d'analyse de données permettant d'uniformiser la façon de faire des analystes; et**
- **Nécessité de regrouper des articles ayant un profil de demandes similaire.**

Enfin, cette même analyse nous a permis de justifier la décision de garder la méthode actuelle d'identification des articles en stock mort à la STM. L'unique différence résidera dans l'intrant pour réaliser cette identification, car celui-ci est le rapport de consommation que nous comptons revoir et modifier.

Le chapitre suivant présentera la méthode développée pour créer la matrice contenant les profils de demandes de chacune des pièces du catalogue de la STM, réaliser une classification des ces pièces selon les requis présentés ci-dessus, et identifier les articles en stock mort au sein de l'organisation.

CHAPITRE 5 MODÈLE DE CLASSIFICATION

Dans ce chapitre, nous procédons à l'élaboration détaillée de notre modèle. Aucune des contributions de notre revue de littérature ne nous permet d'avoir une méthode précise et pertinente pour répondre aux objectifs du chapitre 3. Pour ce faire, nous déterminerons les étapes à réaliser selon les indications données dans la Design Research Methodology (DRM) de Blessing et Chakrabarti (2009) tout en suivant les requis exposés dans le chapitre 4. Nous détaillerons la réalisation de chacune de ces étapes au cours de chapitre.

5.1 Développement du modèle

Cette partie présente le modèle que nous allons développer dans le but d'atteindre notre objectif de redéfinir les stratégies de stockage et d'approvisionnement en tenant compte des différents groupes de pièces. Nous l'avons développé à l'aide des étapes de l'étude normative selon Blessing et Chakrabarti (2009) et l'étude descriptive réalisée au chapitre 4. Ce modèle est divisé en 4 étapes présentées dans la figure 5-1.

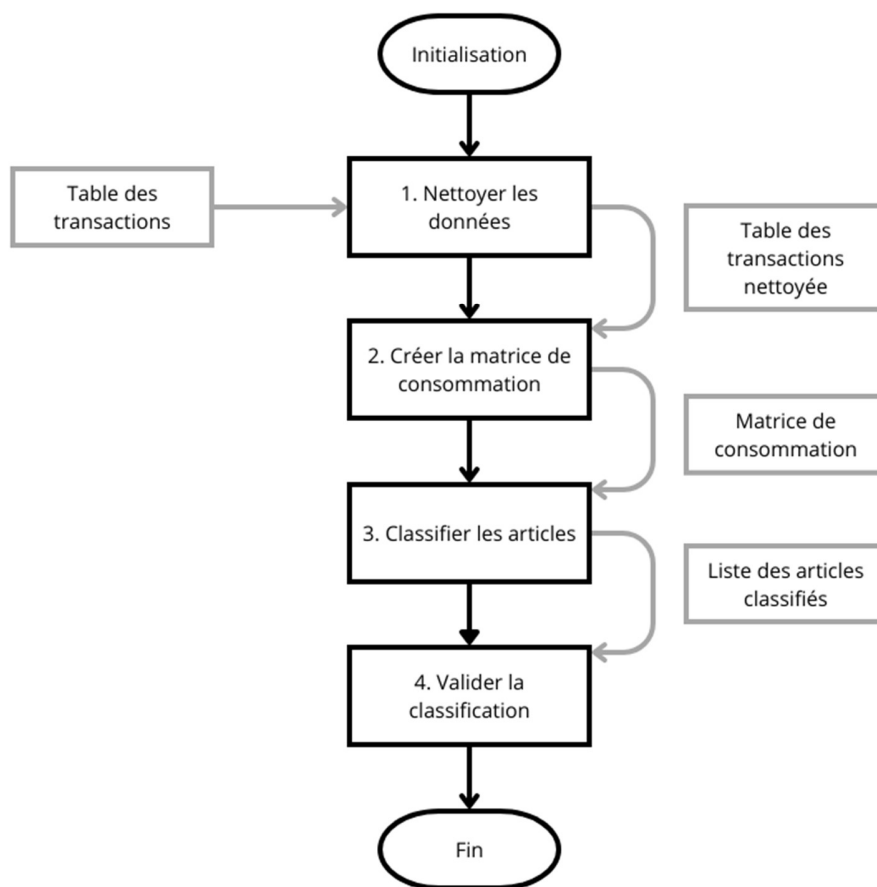


Figure 5-1 : Modèle proposé pour redéfinir les stratégies de stockage et d’approvisionnement en tenant compte des différents groupes de pièces

5.1.1 Nettoyer les données

Nous commençons par récupérer la table des transactions présentée dans le chapitre 4. Une fois cette table obtenue, le nettoyage doit être initié. Cette étape consiste à **nettoyer la table des transactions** en identifiant les données aberrantes ou les erreurs dans la saisie comme des transactions sans article associé ou avec un nom d’article inexistant.

Dans un but purement pratique pour être dans les conditions optimales pour programmer l’algorithme, il nous faut de plus nous assurer que les types de chaque colonne soient correctement définis (chaîne de caractères ou nombre décimal par exemple) pour éviter des potentielles complications lors de la suite du projet.

5.1.2 Créer la matrice de consommation

Cette étape consiste à **construire la matrice de consommation** de notre modèle ainsi que de la valider. Cette matrice regroupera tous les profils de demande jour après jour sur la période sélectionnée de tous les articles du catalogue de l'entreprise partenaire. Le processus de fabrication de cette matrice est présenté dans la figure 5-2.

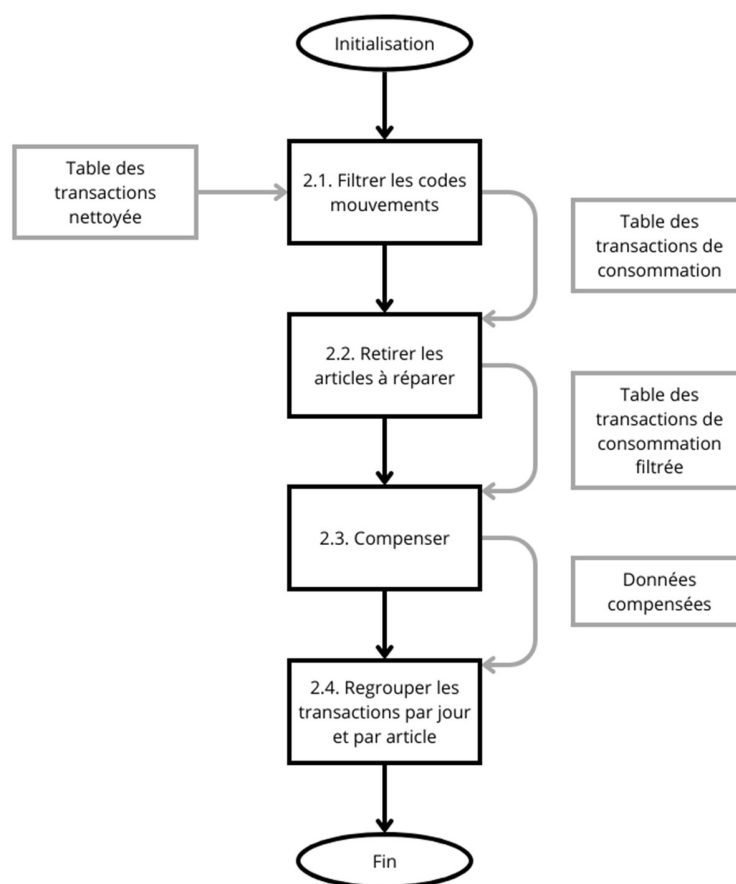


Figure 5-2 : Processus de création de la matrice de consommation

5.1.2.1 Filtrer les codes mouvements

L'intrant pour cet algorithme est la table des transactions définie à la section 4.2.1. La première étape 2.1 permet de réaliser le **filtrage sur les codes** indiquant des transactions de consommation.

Les transactions associées à un code n'indiquant pas une consommation sont retirées des données à traiter et celles indiquant une transaction de consommation sont gardées pour la suite de l'étude.

5.1.2.2 Retirer les articles à réparer

À la suite de l'analyse de la section 4.3.1, nous nous concentrons sur l'impact des articles notifiés comme « à réparer » sur l'algorithme de consommation dans l'étape 2.2. Comme expliqué lors de cette analyse, les articles à réparer ne peuvent pas être consommés et les retours d'articles à réparer signifient qu'il y a eu consommation de l'article en question. Ainsi, nous décidons de **retirer de l'analyse** toutes les transactions associées à un groupe de valorisation catégorisant un article à réparer, car de telles transactions ne sont pas prises en compte dans le calcul de la quantité consommée d'un article.

5.1.2.3 Compenser

Pour préparer au mieux la compensation, nous faisons la somme de toutes les transactions associées à un même code mouvement, article, numéro d'ordre et/ou numéro de réservation. Cela permet de regrouper en une seule différentes transactions provenant de la même demande initiale. En effet, certaines consommations sont réalisées en plusieurs fois par manque de stock. Par exemple, considérons un article pour lequel le délai de réapprovisionnement est d'un mois. Si cet article a besoin d'être consommé 5 fois, mais il n'y a que 3 unités en stock, les 3 unités sont consommées tout de suite et les deux unités restantes sont consommées le mois suivant lorsque les stocks sont remplis à nouveau. Dans l'optique de préparer nos données pour les utiliser lors de la prévision des demandes des articles, il est nécessaire de savoir quand et en quelle quantité la demande était, et non en combien de fois elle a été réalisée.

Nous sommes alors en mesure de séparer à l'étape 2.3 nos transactions en deux catégories pour réaliser la **phase de compensation** : celles associées à un numéro de réservation et/ou un numéro d'ordre, et celles n'en ayant pas.

Pour les transactions appartenant à la première catégorie, nous les séparons entre les transactions de consommation et celles de retour de consommation dans le but de réaliser une compensation. Pour chaque transaction de consommation, nous allons rechercher s'il existe une ou plusieurs transactions de retour associées au même article et portant le même numéro de réservation et/ou d'ordre. Lorsque nous trouvons une concordance, nous retirons à la valeur initialement consommée

la valeur retournée pour réaliser la compensation. Il nous reste ainsi à la fin de cette étape une table contenant les valeurs compensées selon leur numéro de réservation et/ou d'ordre.

Pour les transactions appartenant à la seconde catégorie, nous nous concentrons alors sur leur centre de coûts associé. Nous réalisons ensuite l'algorithme de compensation présenté à la figure 5-3. Nous isolons toutes les transactions associées à un même article et un même centre de coûts. Nous parcourons les transactions de la plus ancienne à la plus récente et dès qu'une transaction de retour apparaît, nous comparons sa valeur (Tr , qui est positive) à la valeur de la transaction de consommation suivante (Tc , qui est négative). Notons que si une transaction de consommation et une transaction de retour se déroulent le même jour, la transaction de consommation apparaîtra comme étant plus ancienne que la transaction de retour pour que l'algorithme fonctionne de manière satisfaisante. Si Tc est supérieure à Tr en valeur absolue, Tc prend la valeur $Tc+Tr$ et Tr prend la valeur 0. La compensation est réalisée et nous partons à la recherche d'une nouvelle transaction de retour parmi les transactions isolées. Si Tr est supérieure à Tc en valeur absolue, Tr prend la valeur $Tr+Tc$ et Tc prend la valeur 0. La compensation n'est toujours pas complète, nous réalisons alors le même calcul pour la transaction de consommation suivante et ainsi de suite jusqu'à ce que Tr soit nulle donc totalement compensée.

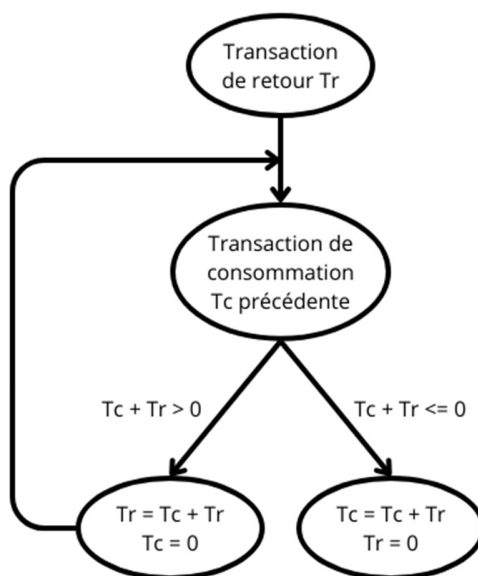


Figure 5-3 : Algorithme de compensation selon le centre de coûts

Une fois les deux phases de compensation réalisées, il nous reste à vérifier si des valeurs aberrantes apparaissent. En effet, pour certaines transactions, la quantité retournée est supérieure à la quantité

consommée initialement. Cela peut être dû à une erreur au moment de l'entrée manuelle de la transaction dans le logiciel SAP par exemple. Cela peut également être dû au fait que la transaction de consommation initiale s'est déroulée avant l'implantation de SAP au sein de l'entreprise, et donc n'a pas pu y être intégrée, et que la transaction de retour s'est déroulée après l'implantation, étant la seule à apparaître dans le logiciel. Toutes les transactions répondant à cette condition sont isolées dans une table à part, leur valeur est ensuite mise à 0 et retournée dans la table des transactions après compensation.

5.1.2.4 Regrouper les transactions par jour et par article

Finalement, après cette phase de vérification, nous pouvons réaliser dans l'étape 2.4 la **somme jour après jour pour chacun des articles** des valeurs des transactions provenant des tables provenant des deux phases de compensation. La matrice de consommation répertoriant les profils de demandes est alors terminée.

Cette matrice est comparée au rapport de consommation déjà existant au sein de l'entreprise partenaire dans le but de tirer des enseignements sur les différences entre les deux. Comme expliqué dans le chapitre 4, l'impact de cette nouvelle matrice de consommation sera d'autant plus visible lors de l'étude des articles inactifs et en stock mort de l'entreprise ainsi que lors de celle sur la classification des pièces du catalogue.

5.1.3 Classifier les articles

Cela nous amène à l'étape suivante qui est la **classification des articles** du catalogue. Pour cela nous suivons les différentes étapes présentées à la figure 5-4.

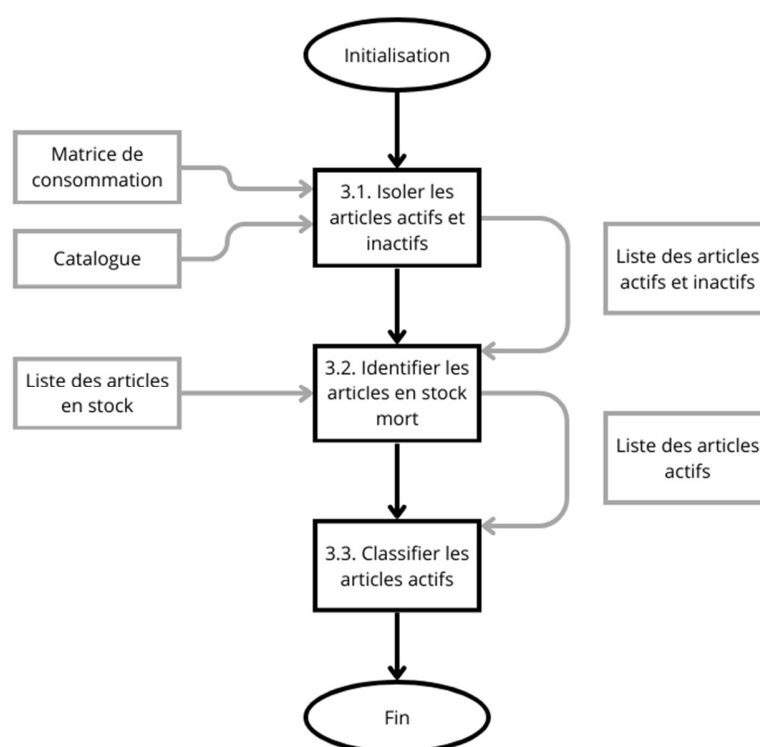


Figure 5-4 : Processus de classification

5.1.3.1 Isoler les articles actifs et inactifs

La première étape 3.1 consiste à **isoler les articles actifs et inactifs** du catalogue de l'entreprise partenaire. Pour rappel, un article inactif est un article n'ayant aucune consommation au cours d'une période prédéfinie. Sinon, cet article est actif.

Pour cela, nous partons de notre matrice de consommation puis séparons tous les articles n'ayant pas été consommés au cours des n derniers mois (n étant une valeur définie par l'entreprise). Cette séparation nous permet d'obtenir une liste d'articles inactifs et une liste d'articles actifs.

Cependant, en ayant uniquement la matrice de consommation comme intrant, cela ne nous donnera pas la liste complète des articles inactifs. En effet, les articles répertoriés dans cette matrice sont ceux ayant été associés à des transactions de consommation, ce qui ne représente pas la totalité des articles du catalogue de l'entreprise partenaire, car certains peuvent tout simplement n'avoir jamais

eu de transaction de consommation par exemple. Nous complétons alors cette liste avec un filtrage sur le catalogue complet des articles n'apparaissant pas dans la matrice.

5.1.3.2 Identifier les articles en stock mort

Pour l'étape 3.2, nous récupérons ensuite la liste des articles en stock à la date de fin de l'intervalle de temps considéré pour l'étude. Si des articles de cette liste n'apparaissent pas dans la liste des articles actifs, c'est que ces articles sont à la fois inactifs et en stock. Nous pouvons alors **identifier les articles en stock mort** de l'entreprise partenaire.

5.1.3.3 Classifier les articles actifs

Après avoir isolé et identifié les articles inactifs et en stock mort, nous sommes en mesure de pouvoir **classifier les articles restants selon leur profil de demandes** dans l'étape 3.3. Nous prenons donc en point de départ notre matrice de consommation concentrée sur les profils de demandes des articles actifs identifiés au préalable.

Les analyses de la partie 4.3 nous ont permis d'identifier plusieurs requis quant à la classification à utiliser : il nous faut développer une méthode d'analyse de données ayant pour intrant la matrice de consommation et prenant en compte la dimension de temporalité présente. Parmi les algorithmes de segmentation permettant de répondre à ces requis, nous utilisons l'algorithme K-Shape de Paparrizos & Gravano (2015) récupérable dans le module `tslearn.clustering` sur Python. Cet algorithme est une méthode de segmentation basée sur les séries temporelles utilisant comme métrique de distance « une version normalisée de la corrélation croisée prenant en compte la forme des séries temporelles lors de leur comparaison » (Paparrizos & Gravano, 2015). L'utilisation de cette métrique permet alors de calculer des centroïdes, mis à jour à chaque itération du processus pour assigner au mieux chaque série temporelle au meilleur groupe possible.

La première étape de cette classification est de standardiser notre intrant, la matrice de consommation des articles actifs que nous appellerons X ici. Cette standardisation permet de transformer les données de nos séries temporelles pour qu'elles aient une moyenne de 0 et un écart-type de 1. Cela permet de simplifier nos données pour les calculs réalisés au sein de la fonction K-Shape. Pour cette standardisation, nous utilisons la fonction `TimeSeriesScalerMeanVariance` du module `tslearn.preprocessing` de Python avec ses arguments par défaut pour créer la matrice de consommation standardisée X_{std} .

Une fois les données standardisées, il nous faut initialiser l'algorithme et déterminer le nombre optimal de groupes à former $n_clusters$. Nous optons pour une initialisation *random_state*, qui permet d'assurer la reproductibilité des opérations. Pour la définition du nombre de groupes, nous utilisons la méthode du coude, qui consiste à réaliser l'algorithme K-Shape plusieurs fois en changeant à chaque fois le nombre de groupes souhaité. Après chaque algorithme, nous calculons une grandeur appelée inertie ou variance intra-classe qui définit la variabilité entre les différents articles d'un même groupe. En traçant l'inertie du modèle en fonction de nombre de groupes comme sur la figure 5-5, on peut déterminer alors le point de retournement de la courbe qui correspond au nombre de groupes optimal pour notre projet.

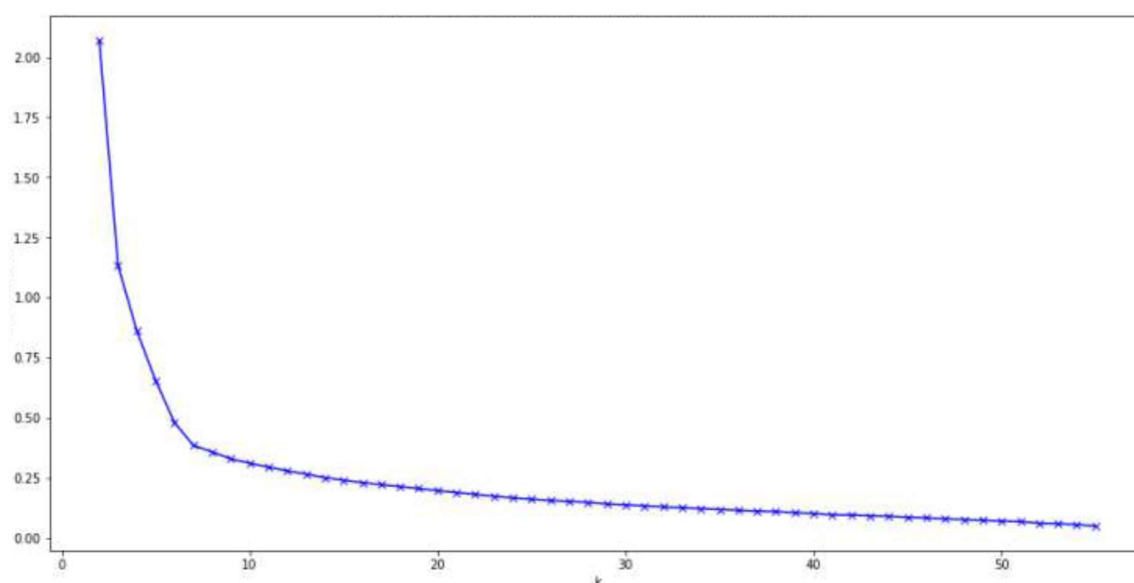


Figure 5-5 : Exemple d'application de la méthode du coude

Dans cet exemple, l'inertie est tracée en fonction du nombre de groupes allant de 1 à 55, on y remarque que le point de retournement se situe au niveau du point correspondant à un nombre de groupes égal à 7.

Après avoir déterminé le nombre de groupes optimal dans notre situation, nous sommes en mesure d'appliquer l'algorithme K-Shape à notre matrice de consommation standardisée X_std .

La segmentation permet d'allouer un groupe à chaque article regroupant ainsi les articles ayant des profils de demandes similaires. Il est intéressant d'évaluer les groupes alors créés à l'aide de l'expertise des analystes de l'entreprise partenaire pour s'assurer que le regroupement est

compréhensible et exploitable. S'il est mis en évidence qu'il est nécessaire de faire des groupes plus précis, on peut alors opter pour une seconde segmentation plus détaillée.

5.1.4 Valider la classification

Une fois les groupes finaux définis, il nous reste à **évaluer la qualité** de ces derniers, c'est-à-dire évaluer si les profils de demandes au sein d'un même groupe sont suffisamment similaires et si ceux entre les différents groupes sont suffisamment distincts. L'utilisation habituelle de grandeurs telles que la moyenne, le maximum, le minimum, les quantiles, etc... n'étant pas pertinente dans notre cas, nous choisissons d'utiliser une autre méthode permettant de comparer des profils de demandes. Pour cela, nous utilisons une métrique d'évaluation appelée Dynamic Time Warping (Wagner & Fisher, 1974) qui permet de mesurer la similarité entre deux séries temporelles.

Pour utiliser cette métrique entre les différents groupes, il faut tout d'abord trouver le profil de demandes le plus représentatif pour chacun des groupes. Pour cela, nous calculons la distance euclidienne entre les différents articles de chaque groupe puis identifions l'article pour lequel la distance moyenne avec les autres articles de son groupe est la plus faible. On applique ensuite la métrique aux profils de demandes représentatifs identifiés pour parvenir à une nouvelle matrice carrée jugeant la similarité entre les différents groupes. L'objectif est cette fois d'avoir la plus grande distance possible entre ces profils de demandes, justifiant une hétérogénéité des groupes de profils de demandes entre eux. Les valeurs représentant une similarité parfaite ou une différence totale entre les profils de demandes seront ensuite identifiées pour déterminer une nouvelle matrice donnant un pourcentage de similarité entre les profils de demandes.

De plus, l'objectif de la classification est de déterminer des groupes de pièces ayant des profils de demandes similaires dans le but de leur appliquer des stratégies de prévision similaires. Ainsi, nous devons répertorier au sein de ces groupes des articles possédant des caractéristiques similaires, c'est-à-dire un délai moyen entre les consommations similaires, ou encore une consommation moyenne similaire par exemple. Pour compléter la validation selon la métrique DTW, nous comparons les caractéristiques suivantes entre les différents groupes, définies à la suite de l'analyse des contraintes de notre entreprise partenaire :

- **Moyenne** : Consommation moyenne sur la période totale.

- **Nombre de consommations** : Nombre de mois sur la période totale pour lesquels il y a eu au moins une consommation.
- **Première consommation** : Nombre de mois s'étant déroulés depuis la première consommation.
- **Dernière consommation** : Nombre de mois s'étant déroulés depuis la dernière consommation.
- **Délai moyen** : Délai moyen en mois entre 2 consommations sur la période de consommation. Il se calcule selon la formule suivante
$$\frac{\text{Première consommation} - \text{Dernière consommation}}{\text{Nombre de consommations}}.$$
- **Intervalle de Demande Moyen (ADI)** : Délai moyen entre 2 consommations sur la période totale. Il se calcule selon la formule suivante
$$\frac{\text{Nombre de mois de la période totale}}{\text{Nombre de consommations}}.$$
- **Coefficient de variation au carré (CV2)** : Mesure la variation entre les quantités lors des consommations. Il se calcule selon la formule suivante :
$$\left(\frac{\text{Écart-type des consommations}}{\text{Moyenne des consommations}} \right)^2.$$

On calcule donc ces différentes caractéristiques pour tous les articles de la matrice de consommation créée à la partie 5.1.6 puis on évalue la moyenne pour chaque groupe identifié par la classification. L'objectif est ensuite de comparer chacune de ces caractéristiques pour déterminer des profils types des groupes créés et juger si certains groupes engendrent des enjeux de gestion similaires.

Pour utiliser la métrique DTW entre les différents articles d'un même groupe, il suffit de l'appliquer à chacun des groupes formés. En sortie nous obtenons une matrice carrée donnant la distance entre chaque profil de demandes appartenant au groupe. Une distance faible indique une forte similarité entre les profils et inversement. Les seuils permettant de définir si une distance est grande ou petite sont à déterminer en fonction des données obtenues. Il suffit enfin de faire la moyenne entre toutes les distances de la matrice pour avoir une distance représentative de la similarité entre les profils de demandes appartenant au groupe pour juger de son homogénéité.

En complémentarité de cette métrique, nous déterminerons la répartition des articles de chaque groupe selon les différents critères énoncés ci-dessus. Cette répartition permettra d'avoir une façon supplémentaire de juger l'homogénéité des profils de demandes au sein de chaque groupe.

L'étape suivant cette première validation est de comparer la liste des articles inactifs créée avec celle recensée dans le rapport actuel de l'entreprise. Cette comparaison permet d'évaluer la qualité de notre matrice, l'objectif étant de comparer les résultats obtenus à la suite de notre méthode (que l'on peut considérer comme automatique) à la méthode manuelle actuellement en place chez le partenaire industriel. Un autre élément de comparaison est de vérifier les similitudes entre les deux rapports et de comprendre d'où proviennent les différences remarquées.

La troisième étape d'évaluation consiste à comparer la liste des articles en stock mort avec celle de l'entreprise. Celle-ci nous permet d'identifier des points d'amélioration, soit dans notre méthode en cas d'incohérences, soit chez le partenaire.

5.2 Conclusion

La dernière phase de notre projet consiste à **préparer nos résultats** en vue de leur utilisation pour réaliser les prévisions de consommation des différents articles du catalogue. Elle consiste à effectuer un retour sur les différentes évaluations réalisées au cours de ce modèle pour juger de leur remplissage des besoins et nécessités de notre partenaire industriel. De plus, cette phase nous permet de réaliser un retour sur les requis présentés dans la section 4.4 pour s'assurer que les différentes phases du modèle réalisé répondent à ces derniers.

Concernant les requis, ces derniers ont été évoqués dans la section 4.4 comme suit en ce qui concerne la matrice de consommation :

- Nécessité d'identifier les consommations réelles de chaque article du catalogue.

En comparant à notre modèle, nous pouvons affirmer à l'aide de la figure 5.3 que ce requis est intégré dans la création de notre matrice. En effet, chacune des étapes de création de notre matrice de consommation permet d'affirmer que les consommations identifiées sont les consommations réelles pour chaque article.

Les requis pour la classification ont été ensuite évoqués comme suit :

- Recours à une méthode d'analyse de données permettant d'uniformiser la façon de faire des analystes; et
- Nécessité de regrouper des articles ayant un profil de demandes similaire.

La méthodologie proposée se base sur la valorisation de données réelles et systématise la segmentation grâce à l'utilisation de l'algorithme K-Shape de Paparrizos & Gravano (2015). Cette méthode est reproductible et permet d'assurer une uniformisation dans la façon de faire des analystes. Malgré certaines décisions liées au paramétrage du modèle et à l'interprétation des résultats, la notion de subjectivité est diminuée. Enfin, cet algorithme s'applique sur une matrice de séries temporelles, représentées ici par les différents profils de demandes de notre matrice de consommation. Ainsi, il est développé pour tenir compte de la temporalité.

De cette façon, nous avons pu observer que chacun des requis était validé à travers les différentes phases de notre modèle.

Concernant nos méthodes d'évaluation, en comparant les rapports réalisés au cours de différentes phases avec les rapports existants au sein de l'entreprise, nous pouvons d'identifier clairement les bénéfices à tirer de notre modèle ainsi que les voies d'amélioration à apporter à ces rapports existants. De plus, la méthode d'évaluation appliquée à la classification permet de juger la pertinence des groupes créés en déterminant si les profils de demandes au sein d'un même groupe sont suffisamment similaires et ceux entre différents groupes sont suffisamment distincts.

La dernière étape après la validation de nos résultats consiste donc à communiquer nos rapports aux analystes de l'entreprise partenaire pour qu'ils les utilisent comme base dans leur processus de calcul des prévisions. À la suite de ce changement, les nouvelles performances des prévisions permettront de consacrer un dernier regard sur la qualité de notre modèle et donc de juger définitivement sa pertinence.

Nous appliquerons le modèle réalisé au cours de ce chapitre au cas de la Société des Transports de Montréal dans le chapitre 6. Nous y comparerons également notre modèle aux solutions trouvées au sein de la revue de littérature du chapitre 2.

CHAPITRE 6 APPLICATION AU CAS INDUSTRIEL

Dans ce chapitre, nous procédons à la deuxième étude descriptive. Nous appliquerons le modèle présenté dans le chapitre 5 au cas industriel de la Société des Transports de Montréal (STM). Ensuite nous le comparerons à la littérature en appliquant la méthode développée par Lolli et al. (2014) à ce même cas industriel.

6.1 Application au cas de la STM

Nous allons appliquer ici étape par étape le modèle du chapitre 5 en expliquant les résultats obtenus.

L'intrant de cette application est la table TRANSACTIONS comprenant les données comprises entre le 1^{er} janvier 2019 et le 31 juillet 2023. La date de début correspond à la date où les transactions de toutes les divisions ont commencé à être importées dans le logiciel SAP. Nous réalisons ce filtrage sur la colonne « Date pièce » qui correspond à la date réelle à laquelle la transaction s'est réalisée. Notre intrant comporte donc l'intégralité des transactions s'étant déroulées à la STM entre ces deux dates.

6.2 Nettoyage des données

Certaines lignes de cette table comportent des lignes aberrantes ou incohérentes. Cette étape nous permet d'identifier de telles lignes et de nous en débarrasser pour nettoyer au mieux les données de notre intrant.

Comme montré au tableau 6-1, une première aberration existant dans notre intrant est le cas où aucun article n'est mentionné dans la transaction.

Tableau 6-1 : Exemple d'incohérence dans la table TRANSACTIONS

Article	Grp valor.	Division	Magasin	Saisie le	Quantité	Unité	Qté en UQS	Montant DI
		6000		04.01.2023			48.800,350	51.234,02

Nous retirons ce type de ligne, car s'il n'y a pas d'article associé à la transaction, celle-ci ne pourra pas être répertoriée dans notre matrice de consommation et donc elle est inutile.

Ensuite, nous retirons également tous les articles n'ayant pas un numéro conforme. En effet, la désignation d'un article est un numéro selon les critères de la STM. Un article peut donc avoir le numéro 25321 ou 1864 par exemple. Cependant, comme le montre le tableau 6-2, certaines transactions sont associées à un article n'étant pas un numéro, mais un code annonçant l'intervention d'un agent par exemple.

Tableau 6-2 : Exemple de transaction liée à une intervention de personnel

Article	Grp valor.	Division	Magasin	Saisie le	Quantité	Unité
G001		6000		02.12.2022	1,000-	H
G001		6000		02.12.2022	0,675-	H

Ici, l'article « G001 » signifie une demande de main-d'œuvre associée à une activité liée à la division 6000 (la division de l'entretien du matériel roulant EMR). L'article associé à cette transaction ne correspond donc pas à la définition d'un article utilisable dans notre étude, c'est-à-dire un article entreposable en stock. Nous décidons donc de retirer tous les articles dont le code associé dans la colonne « Article » n'est pas un numéro.

6.3 Création de la matrice de consommation

Pour créer la matrice de consommation répertoriant toutes les consommations jour après jour pour chacun des articles de la STM, nous allons suivre le processus présenté à la figure 5-2.

6.3.1 Filtrage des codes mouvements

Cette étape a pour but d'identifier les codes mouvements qualifiant une consommation puis de filtrer notre table TRANSACTIONS nettoyée en ne retenant que les transactions associées à un code mouvement de consommation. Pour qualifier une consommation, un code de mouvement doit représenter le mouvement d'une pièce depuis le système interne de la STM vers un destinataire extérieur comme présenté à la figure 6-1. Ces destinataires peuvent être un bus, un métro, une infrastructure ou encore un client externe par exemple.

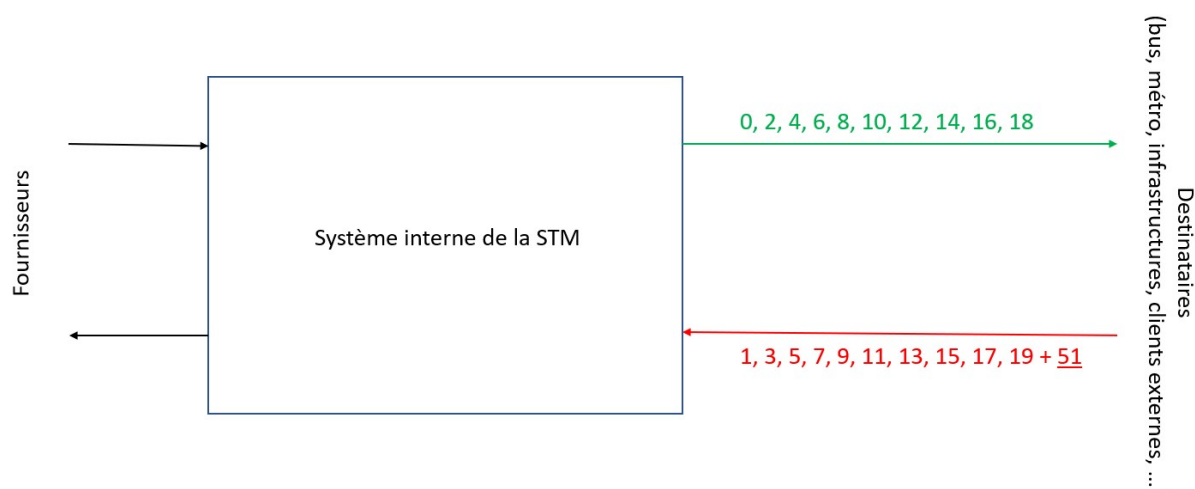


Figure 6-1 : Identification des codes mouvements de consommation

Nous avons identifié les codes 0, 2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 16 et 18 comme étant les codes mouvements de consommation et les codes 1, 3, 5, 7, 9, 11, 13, 15, 17, 19 et 51 comme étant les codes mouvements de retour de consommation. Ces codes sont les mêmes que ceux identifiés par les analystes, comme expliqué dans la section 4.2.2, à l'exception du code retour 51 que nous avons ajouté. En effet, nos rencontres avec les analystes nous ont permis d'identifier ce code comme étant un complément du code 11 représentant un retour de marchandises sur ordre. Il n'est utilisé que dans la division de révision des autobus (RDA).

Après avoir isolé toutes les transactions de la table TRANSACTIONS nettoyée pour lesquelles le code mouvement correspondait à l'un d'eux, nous nous retrouvons avec **2 775 565** transactions de consommation sur la période du 1^{er} janvier 2019 au 31 juillet 2023.

6.3.2 Retrait des articles à réparer

Comme expliqué dans les sections 4.3.1 et 5.1.4, nous avons pris la décision de retirer toutes les transactions pour lesquelles le groupe de valorisation associé correspondait à un article à réparer, soit la lettre X dans notre cas. Cette opération nous permet de retirer **386 605** transactions associées à un article à réparer, soit **14%** des transactions totales. Ce pourcentage représente la différence de quantité de transactions traitées entre notre modèle et la méthode actuellement mise en place à la STM. En effet, la méthode actuelle des analystes prend en compte les articles à réparer dans la

création de leur rapport de consommation, ce qui est une première explication des différences observables entre notre matrice et ce dernier.

6.3.3 Compensation

Pour l'étape de compensation, nous commençons par sommer toutes les transactions associées à un même code de mouvement, article, numéro d'ordre et/ou numéro de réservation. Nous séparons ensuite nos transactions en 2 catégories qui ne suivront pas le même algorithme de compensation : les transactions associées à un numéro de réservation et/ou d'ordre et les transactions sans numéro de réservation ni d'ordre.

Tout d'abord, nous sommons les transactions réalisées pour un même article, le même jour pour un même code de mouvement pour éviter toute erreur lors de la compensation.

Cette première séparation permet d'identifier **1 980 167** transactions (soit **83%**) allant dans la première catégorie et **408 793** transactions (soit **17%**) allant dans la deuxième.

Pour la première catégorie, la stratégie de compensation consiste à isoler les transactions parmi celles de consommations et celles de retours de consommations qui sont liées au même article, même numéro d'ordre et numéro de réservation.

Le tableau 6-3 présente l'exemple de l'article 32159.

Tableau 6-3 : Processus de compensation de l'article 32159

Article	Date ▼	Division	Ordre	Réservation	Quantité initiale	Quantité retournée	Compensation	Consommation
32159	2022-08-17	1500	191011633	0	-2	0	-2	2
32159	2022-07-18	1500	305013185	15477335	-80	0	-80	80
32159	2022-07-12	1500	305013184	15477334	-40	0	-40	40
32159	2022-05-17	1500	305012514	14391157	-40	0	-40	40
32159	2022-04-19	1500	191009960	14318670	-275	160	-115	115

Dans ce tableau apparaissent plusieurs colonnes :

Article : Numéro de l'article.

Date : Date où le mouvement de consommation initial (sortie du système interne de la STM) est réalisé.

Division : Division associée à la transaction.

Ordre : Numéro d'ordre associé à la transaction.

Réservation : Numéro de réservation associé à la transaction. Le nombre « 0 » indique qu'il n'y a pas de réservation associée à la transaction.

Quantité initiale : Quantité consommée lors du mouvement de consommation. La valeur est négative, car c'est une quantité qui sort du système, on la retire donc du stock.

Quantité retournée : Quantité retournée lors du mouvement de retour de consommation associé au même ordre que le mouvement initial. La valeur est positive car c'est une quantité qui est entrée dans le système, on la remet en stock.

Compensation : Somme de la quantité initiale et de la quantité retournée. Représente la quantité réellement consommée lors de la transaction.

Consommation : Opposé de la compensation. Permet de donner une valeur positive indiquant la quantité consommée lors de la transaction.

On comprend que pour un article, un ordre et une réservation donnés, cette table va nous permettre d'identifier toutes les transactions de consommation ainsi que leurs transactions de retour associées. Les 4 premières lignes de ce tableau catégorisent des transactions n'ayant pas de retour associé. Cependant, la dernière ligne explique le principe de compensation. Initialement, pour la paire ordre/réservation 191009960/14318670, 275 unités de l'article sont sorties du système dans le but d'être consommées. Cependant, 160 unités de même article ont été retournés sur le même ordre et la même réservation. Cela signifie que 160 unités n'ont pas été consommées. Ainsi 115 unités de cet article sont réellement sorties du système et, par conséquent, ont été réellement consommées.

Notre procédé de compensation permet donc de faire apparaître pour l'article 32159 une consommation de 115 unités en date du 19 avril 2022, au lieu des 275 unités qui apparaissaient initialement.

Pour la seconde catégorie de compensation, la stratégie consiste à isoler les transactions pour un même article et un même centre de coûts. On applique ensuite l'algorithme de la figure 5-3 pour réaliser la compensation.

Suivons l'exemple de l'article 14663 et de ses transactions liées au centre de coûts 97140, présenté dans les tableaux 6-4 et 6-5 pour comprendre ce deuxième processus de compensation.

Tableau 6-4 : Article 14663 avant compensation

Article	Division	Centre de coûts	Quantité consommée	Date ▲
14663	1000	97140.0	-1	2019-11-26
14663	1710	97140.0	0	2020-03-10
14663	1000	97140.0	1	2020-05-13

Dans ce tableau apparaissent plusieurs colonnes :

Article : Numéro de l'article.

Division : Division dans laquelle se déroule la transaction.

Centre de coûts : Centre de coûts associé à la transaction.

Quantité consommée : Quantité de l'article en mouvement lors de la transaction.

Date : Date à laquelle s'est déroulée la transaction.

Comme on peut voir à la dernière ligne, une quantité positive de 1 unité de l'article a été en mouvement lors de la transaction du 13 mai 2020. Cela signifie que l'article est rentré dans le système interne de la STM donc que c'est une transaction de retour. L'algorithme de compensation va alors regarder les transactions précédentes (plus anciennes) pour compenser cette valeur positive avec les valeurs négatives apparaissant. La transaction précédente est celle du 10 mars 2020, sa valeur est de 0, sa somme avec la valeur retournée reste positive donc on passe à la transaction précédente. La transaction du 26 novembre 2019 correspond à une sortie de -1 unité. En faisant la somme avec la transaction du 13 mai 2020, on obtient 0. Cette transaction permet donc de compenser la valeur positive apparaissant, ce qui nous amène à mettre la quantité consommée du 13 mai 2020 à 0 ainsi que celle du 26 novembre 2019. La compensation est réalisée, le résultat final apparaît comme présenté au tableau 6-5.

Tableau 6-5 : Article 14663 après compensation

Article	Division	Centre de coûts	Quantité consommée	Date	Consommation
14663	1000	97140.0	0	2019-11-26	0
14663	1710	97140.0	0	2020-03-10	0
14663	1000	97140.0	0	2020-05-13	0

Ce tableau nous montre que l'article 14663 n'est en réalité jamais consommé alors qu'il a pourtant eu des mouvements de consommation.

Une fois cette compensation réalisée, certaines données incohérentes apparaissent. En effet, pour certains articles, la quantité retournée est supérieure à la quantité initialement consommée comme présentée dans le tableau 6-6.

Tableau 6-6 : Identification des compensations incohérentes

Article	Date	Division	Ordre	Réservation	Quantité initiale	Quantité retournée	Compensation	Consommation
8725	2019-11-20	1000	107686496	0	-2	4	2	0
15497	2021-11-05	1000	108349874	0	-3	4	1	0
4298	2022-01-27	1000	108416015	0	-2	4	2	0
31976	2021-10-05	1000	114228828	0	-1	2	1	0

On peut voir pour toutes ces transactions que la quantité retournée est supérieure à la quantité initialement consommée. Cela signifie que plus d'unités sont rentrées dans le système interne que d'unités en sont sorties. Cette catégorie comprend **9760** transactions, soit **0.4%** de toutes les transactions. Ne pouvant pas consommer une quantité négative d'un article, nous décidons de mettre la quantité consommée de ces transactions à 0 pour les intégrer dans notre matrice.

6.3.4 Matrice de consommation

Une fois toutes les transactions correctement compensées, nous pouvons les regrouper pour chacun des articles jour après jour entre le 1^{er} janvier 2019 et le 31 juillet 2023 comme présenté dans le tableau 6-7.

Exemple de compensation

Pour comprendre l'apport de notre algorithme de compensation, prenons l'exemple de l'article 54699 dans les tableaux 6-8, 6-9 et 6-10. Les tableaux 6-8 et 6-9 nous montrent que l'article n'a pas été consommé à la même quantité les mêmes mois selon les deux rapports. En effet, dans notre matrice de consommation, l'article a été consommé 24 unités en moins en juin 2019 et 24 unités en plus en juillet 2019 que dans la table RAPPORT_CONSO. Cette différence est expliquée dans le tableau 6-10, où l'on voit qu'une transaction de consommation de 24 unités s'est déroulée en juin 2019 sous le centre de coûts 68305, et une transaction de retour de la même quantité sous le même centre de coûts s'est déroulée en juillet 2019. Comme la table RAPPORT_CONSO est réalisée en faisant la somme des transactions par mois, la transaction de retour apparaît en juillet même si elle compense une transaction de juin. Dans notre matrice, la transaction de juillet compense la transaction de juin et le calcul apparaît au mois de juin.

Tableau 6-8 : Consommation de l'article 54699 dans notre matrice de consommation

06-2019	07-2019
60	47

Tableau 6-9 : Consommation de l'article 54699 dans la table RAPPORT_CONSO

06-2019	07-2019
84	23

Tableau 6-10 : Transactions de l'article 54699 sous le centre de coûts 68305 dans SAP

16.07.2019	24 PCE	130,56		4900449755	16.07.2019	68305
05.06.2019	24- PCE	130,55-		4900438253	04.06.2019	68305

Groupe de valorisation et transactions incohérentes

Pour comprendre les différences apportées par la catégorisation des articles « à réparer », nous prenons l'exemple de l'article 11807 présenté dans les tableaux 6-11, 6-12 et 6-13. Les tableaux 6-11 et 6-12 nous montrent que dans notre matrice de consommation, l'article a été consommé 0 fois alors qu'il l'a été -2 fois dans la table RAPPORT_CONSO. À l'aide du tableau 6-13, nous pouvons

expliquer d'où vient cette différence. En effet, on peut voir que l'historique de transactions de la pièce se résume en 2 seules transactions de retour en février 2021. Ces deux transactions sont associées à un groupe de valorisation X, qui signifie qu'elles sont liées à un article « à réparer ». Notre méthode génère le retrait de telles transactions, ce qui engendre le fait qu'elles n'apparaîtront pas dans les transactions retenues pour créer la matrice de consommation. De plus, si nous les avions considérées, ces deux transactions représenteraient des transactions de retour sans aucune transaction de consommation initiale associée. Ainsi, lors de notre algorithme de compensation, elles apparaîtraient comme des compensations incohérentes et seraient mises à 0.

Tableau 6-11 : Consommation de l'article 11807 en février 2021 dans notre matrice de consommation

2021-02
0

Tableau 6-12 : Consommation de l'article 11807 en février 2021 dans la table RAPPORT_CONSO

02-2021
-2

Tableau 6-13 : Historique de transactions de l'article 11807 dans SAP

X	6000	GRYX	23.02.2021	1	PCE	0,01
X	6000	GRYX	17.02.2021	1	PCE	0,01

Regroupement des transactions

Pour comprendre le regroupement des transactions ayant le même code mouvement, article, numéro d'ordre et/ou de réservation, nous utilisons l'exemple de l'article 9891 dans les tableaux 6-14, 6-15 et 6-16. Les tableaux 6-14 et 6-15 montrent que l'article 9891 a été consommé 16 fois en janvier 2023 et 14 fois en mars 2023 dans notre matrice de consommation, alors qu'il a été consommé 12 fois en janvier 2023 et 18 fois en mars 2023 dans la table RAPPORT_CONSO. Cette différence s'explique dans le tableau 6-16. En effet, nous y observons 2 transactions se déroulant en janvier et mars 2023. Ces transactions sont associées au même article, au même code mouvement (6 qui signifie une sortie de marchandises consommables) et le même numéro de

réserve. Notre algorithme de compensation prend en compte le fait que ces deux transactions soient associées au même numéro de réserve. En effet, cela signifie qu'elles sont associées à la même demande initiale, donc notre algorithme regroupe ces deux transactions en une seule. Ainsi, au lieu d'apparaître comme 2 transactions distinctes sur 2 mois différents, elles apparaîtront comme une unique transaction faisant la somme des deux au 27 janvier 2023.

Tableau 6-14 : Consommation de l'article 9891 dans notre matrice de consommation

2023-01	2023-02	2023-03
16	2	14

Tableau 6-15 : Consommation de l'article 9891 dans la table RAPPORT_CONSO

01-2023	02-2023	03-2023
12	2	18

Tableau 6-16 : Historique de transactions de l'article 9891 dans SAP

201	9891	6000	GRY	03.03.2023	4- PCE	51,90-	16069301	4903236485	03.03.2023
201	9891	6000	GRY	27.01.2023	2- PCE	25,90-	16069301	4903164384	27.01.2023

6.4 Classification des articles

Pour réaliser la classification des articles de la STM, nous appliquerons le processus de la figure 5.4. Nos intrants seront la matrice de consommation, le catalogue complet des articles de la STM, et la liste des articles en stock au 31 juillet 2023.

6.4.1 Identification des articles actifs et inactifs

Pour différencier les articles actifs et inactifs, nous déterminons à l'intérieur de notre matrice de consommation les articles pour lesquels la dernière consommation s'est déroulée il y a **plus de 36 mois**. Nous obtenons donc une matrice de profils de demandes des articles actifs contenant **33 231** articles, et une matrice de profils de demandes des articles inactifs contenant **5 980** articles.

Cependant, cette séparation n'est pas complète, car elle ne comptabilise pas tous les articles du catalogue. Le catalogue possédant **87 362** articles, nous identifions finalement **54 131 articles inactifs** dans le catalogue complet des articles de la STM.

Finalement, nous obtenons une proportion au sein du catalogue de **38% d'articles actifs** et de **62% d'articles inactifs**.

6.4.2 Identification des articles en stock mort

Identifier les articles inactifs ne permet pas de déterminer les articles en stock mort. En effet, nous devons identifier les articles inactifs qui sont toujours en stock.

Nous dressons la liste des articles en stock au 31 juillet 2023 puis la comparons à la liste des articles actifs : tous les articles étant dans la première liste, mais pas dans la seconde sont en stock mort. Cette méthode nous permet donc d'identifier **15 494 articles en stock mort**. Cela représente **18%** de tous les articles du catalogue de la STM et **36%** des **42 855** articles en stock.

De plus, ces 15 494 articles engendrent des coûts de stockage de **5 millions de dollars par an**. Cette valeur est calculée selon la règle que le coût de stockage d'un article représente 10% de sa valeur (Richardson, 1995).

6.4.3 Classification des articles actifs

Nous prenons comme point de départ la matrice de consommation concernant les articles identifiés comme actifs dans le système de la STM.

Choix du nombre de groupes à former

Comme expliqué dans la section 5.1.10, nous standardisons tout d'abord notre matrice à l'aide de la fonction `TimeSeriesScalerMeanVariance` du module `tslearn.preprocessing` dans Python. Nous appliquons ensuite aux données standardisées l'algorithme K-Shape. Nous choisissons d'initialiser l'algorithme en posant la valeur de *random_state* à 42. Il nous faut après déterminer un nombre de groupes *n_clusters* optimal pour notre classification. Pour ce faire, nous procédons à la méthode du coude de la figure 6-2.

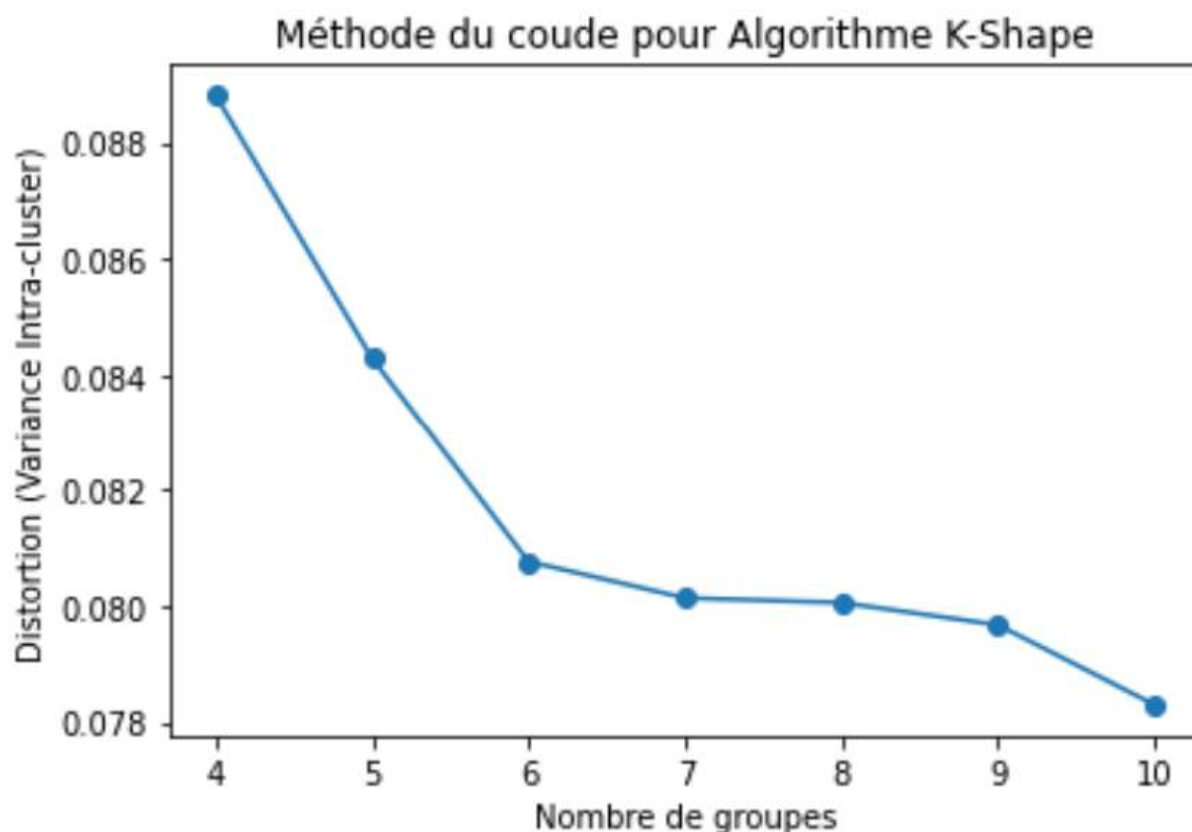


Figure 6-2 : Méthode du coude appliquée à l'algorithme K-Shape sur un nombre de groupes allant de 4 à 10

Nous identifions un point de retournement pour un nombre de groupes égal à 6. Cependant, nous ne pouvons pas conclure en choisissant un tel regroupement, car celui-ci n'est pas assez bien segmenté : les groupes créés contiennent beaucoup d'articles pour lesquels les profils de demandes sont parfois très différents. L'utilisation d'autres méthodes (par exemple la méthode de la silhouette ou le critère d'information bayésien) pour déterminer le meilleur nombre de groupes pour la classification ne permet pas non plus d'identifier clairement un nombre de groupes idéal pour notre cas d'étude. Nous décidons donc d'évaluer les résultats pour un autre nombre de groupes de la figure. Cela montre que cette méthode reste alors subjective, car nous choisissons un nombre de groupes pertinent en comparant les caractéristiques des segmentations obtenues.

Pour une séparation en 7 groupes, nous nous retrouvons avec une segmentation comprenant des petits groupes homogènes et un plus gros groupe d'articles comme le montre le tableau 6-17. Ce gros groupe contient des articles ayant des profils de demandes très différents, ce qui ne permet

pas de valider notre troisième objectif, car nous ne pourrions pas appliquer une stratégie de gestion similaire à tous les articles de ce même groupe. En décidant de segmenter une nouvelle fois les articles de ce gros groupe, le même problème apparaît : ces nombres de groupes ne sont pas satisfaisants.

Tableau 6-17 : Nombre d'articles par groupes pour une segmentation en 7 groupes

0	1854
1	2005
2	1373
3	2471
4	20520
5	2568
6	2440

Pour 9 et 10 groupes, une autre situation apparaît : dans plusieurs groupes différents, on retrouve un grand nombre d'articles ayant des profils de demandes similaires. Nous nous retrouvons donc dans un cas où l'on appliquerait des stratégies de gestion différentes à des articles ayant des profils de demandes similaires. Une telle segmentation n'est pas acceptable, ces nombres de groupes ne sont donc pas satisfaisants.

Après l'étude de différents nombres de groupes à appliquer pour notre algorithme de classification, nous déterminons qu'une segmentation en **8 groupes** permet d'avoir le meilleur compromis entre des groupes trop gros et hétérogènes, et des groupes trop similaires entre eux.

Cependant, nous ne cherchons pas à obtenir un compromis dans notre cas, mais un nombre de groupes optimal. Nous procédons donc à une analyse de la variance intra-cluster pour un nombre de groupes supérieur à 10, comme le montre la figure 6-3. Nous observons cependant que cette dernière ne converge pas, que la figure obtenue présente plusieurs coudes, notamment pour des nombres de groupes de 12, 18 et 23. En regardant plus en détail leurs caractéristiques, la segmentation obtenue pour ces nombres de groupes n'est, elle non plus, pas satisfaisante. Les groupes créés sont en effet similaires les uns aux autres, et plusieurs articles ayant des profils de demandes similaires se retrouvent dans des groupes différents.

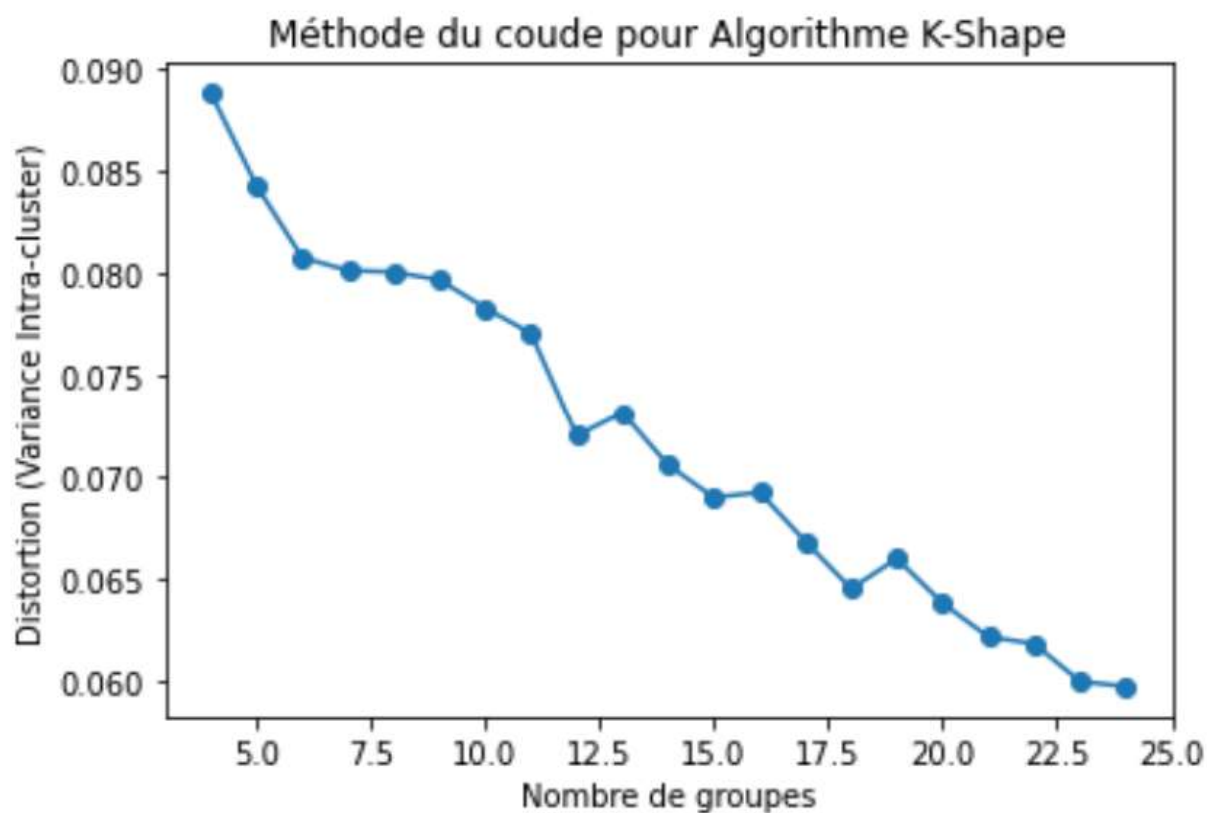


Figure 6-3 : Méthode du coude pour un nombre de groupes allant de 4 à 24

Nous restons donc sur le choix d'une valeur de $n_clusters$ égale à 8 pour notre algorithme K-Shape dont les résultats sont présentés au tableau 6-18.

Tableau 6-18 : Nombre d'articles par groupe pour une segmentation en 8 groupes

0	1783
1	1846
2	1404
3	2484
4	14076
5	2470
6	2338
7	6830

Caractéristiques des groupes

Nous déterminons les caractéristiques des différents groupes formés selon les critères établis à la section 5.1.11. Cette étape de compréhension nous permettra de définir si cette classification répond à tous les objectifs exprimés dans le chapitre 3.

Nous calculons ces caractéristiques pour chacun des articles de la matrice de consommation des articles actifs. Nous faisons ensuite la moyenne des valeurs calculées pour chacun des groupes comme montré dans le tableau 6-19.,

Tableau 6-19 : Critères moyens de consommation des différents groupes.

Index	Moyenne	Nombre consos	Première conso	Dernière conso	Délai moyen	ADI	CV2
0	20.2323	13.889	40.9349	6.18116	5.34314	8.1437	9.10868
1	25.1237	14.4897	40.4361	6.17876	5.13016	8.09414	9.02387
2	587.58	37.2913	45.3298	1.31695	2.00771	2.71525	2.30047
3	52.2681	16.5705	38.6357	5.4219	4.1688	7.03816	7.81207
4	17.1478	6.03552	27.706	9.2549	10.6324	29.8462	33.1511
5	82.3307	14.2016	37.8235	6.98907	4.90779	9.03474	10.3879
6	98.0026	14.6429	39.4461	6.75278	4.87797	8.30204	9.30022
7	10.7868	7.70667	41.5174	14.256	13.7425	19.8646	24.2679

Nous pouvons tirer plusieurs enseignements de ce tableau.

Le groupe 2 correspond aux articles consommés régulièrement et fortement. En effet, les articles de ce groupe ont tendance à avoir un délai moyen entre 2 consommations court, et un nombre de consommations élevé sur la période totale.

Le groupe 3 correspond aux articles consommés plus ou moins régulièrement. Ce se traduit par des valeurs de ADI et CV2 moins élevées que pour les autres groupes (sauf le groupe 2).

Le groupe 7 correspond aux articles en voie d'inactivité. En effet, le nombre de mois depuis leur dernière consommation est en moyenne beaucoup plus élevé que dans les autres groupes.

Les groupes 5 et 6 possèdent les mêmes caractéristiques en moyenne. Ils correspondent à des articles consommés peu régulièrement. Ayant des articles pour lesquels les profils de demandes sont similaires, il serait pertinent de les regrouper ensemble pour répondre au mieux à notre troisième objectif de préparation aux prévisions.

Les groupes 0 et 1 possèdent également les mêmes caractéristiques en moyenne. Ils correspondent à des articles consommés de façon intermédiaire entre régulièrement et sporadiquement. Ayant eux aussi des articles pour lesquels les profils de demandes sont similaires, il serait tout aussi pertinent de les regrouper ensemble pour répondre au mieux à notre troisième objectif.

Enfin, le groupe 4 correspond aux articles à la consommation sporadique. Cependant, un profil de demandes représentatif du groupe étant sporadique reste un éventail très large de possibilité pour qualifier les profils de demandes des articles à l'intérieur de ce groupe. En effet, il existe plusieurs types de profils de demandes sporadiques : cela peut être des articles consommés pour la première fois depuis peu ou des articles consommés pour la dernière fois il y a longtemps. D'un point de vue porté sur les prévisions, ces deux exemples de profils ne seront pas traités pareil.

Ainsi, notre classification répond à notre deuxième sous-objectif, qui est de définir une classification des pièces du catalogue, mais ne permet pas de déterminer des groupes de profils suffisamment similaires pour leur appliquer une même stratégie de gestion, donc ne répond pas à notre objectif principal. Nous déterminons donc qu'il est nécessaire de segmenter une nouvelle fois le groupe 4 pour répondre à ce dernier.

Segmentation du groupe 4

Pour segmenter le groupe 4, nous choisissons le même algorithme K-Shape une nouvelle fois initialisé à la valeur 42 pour *random_state*. Nous devons donc tout d'abord déterminer un nombre de groupes optimal selon la méthode du coude comme le présente la figure 6-4.

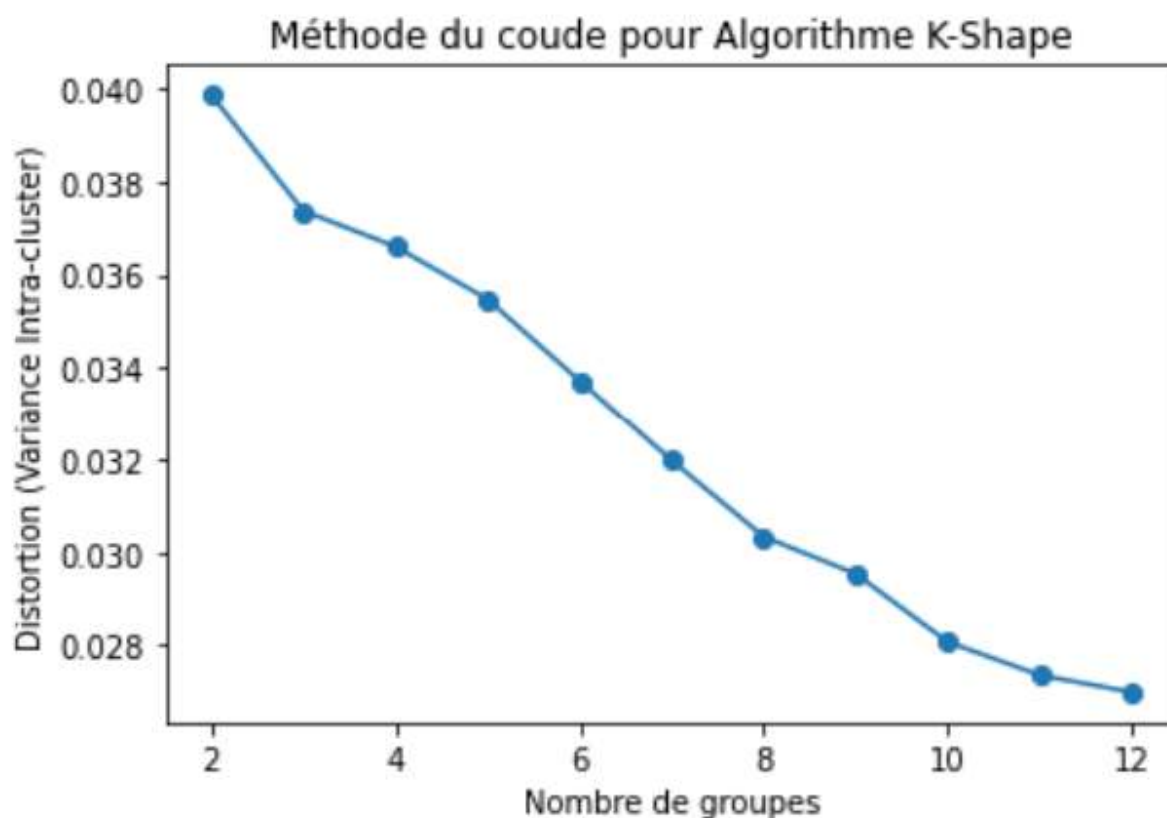


Figure 6-4 : Méthode du coude appliquée à l'algorithme K-Shape sur le groupe 4

Ici, la méthode ne nous permet pas d'obtenir de point de retournement évident représentant un nombre de groupes optimal, en augmentant le nombre de groupes, le problème est toujours présent. De même, les autres méthodes d'identification d'un tel nombre ne donnent pas de résultats concluants. Par conséquent, nous procédons une nouvelle fois par tâtonnement pour déterminer le nombre de groupes offrant le meilleur compromis. Nous obtenons un nombre de groupes idéal égal à 6, la répartition des articles du groupe 4 dans ces 6 groupes est présentée dans le tableau 6-20.

Tableau 6-20 : Nombre d'articles par sous-groupe du groupe 4

0	960
1	3689
2	3678
3	306
4	537
5	4906

Caractéristiques des nouveaux groupes

Pour déterminer si cette nouvelle classification répond à notre objectif principal, nous créons une nouvelle fois une matrice de critères pour déterminer les caractéristiques des groupes.

Comme montré dans le tableau 6-21, nous comparons les caractéristiques des nouveaux groupes formés avec celles de tous les autres groupes pour comparer au mieux ces derniers.

Tableau 6-21 : Critères moyens de consommation des nouveaux groupes

Index	Moyenne	Nombre consos	Première conso	Dernière conso	Délai moyen	ADI	CV2
0	20.2323	13.889	40.9349	6.18116	5.34314	8.1437	9.10868
1	25.1237	14.4897	40.4361	6.17876	5.13016	8.09414	9.02387
2	587.58	37.2913	45.3298	1.31695	2.00771	2.71525	2.30047
3	52.2681	16.5705	38.6357	5.4219	4.1688	7.03816	7.81207
5	82.3307	14.2016	37.8235	6.98907	4.90779	9.03474	10.3879
6	98.0026	14.6429	39.4461	6.75278	4.87797	8.30204	9.30022
7	10.7868	7.70667	41.5174	14.256	13.7425	19.8646	24.2679
4_0	88.0855	10.4854	37.2656	6.37812	7.11314	12.3044	14.1093
4_1	14.7365	6.84278	20.9265	3.59366	4.9451	29.0985	32.5412
4_2	8.48798	4.52066	32.8817	16.2719	17.5527	34.0031	37.4855
4_3	31.9572	14.7059	40.2386	3.43791	5.46855	8.5644	9.93213
4_4	29.1955	10.4078	35.5047	6.48417	6.15518	11.8502	13.7217
4_5	9.32976	4.67407	25.4177	9.48023	11.2214	34.0218	37.6612

Notre objectif ici est de déterminer le profil type pour chacun des sous-groupes du groupe 4. Nous comparons ensuite ce profil aux autres pour déterminer ou non des similarités. Pour rappel, le groupe 4 au complet représente les articles à la consommation sporadique.

Nous identifions les groupes 4_1 et 4_5 comme étant des groupes représentant des articles consommés depuis peu de temps. En effet, le nombre de mois s'étant déroulé depuis leur première consommation est en moyenne bien plus faible que tous les autres groupes. La différence entre ces deux groupes se situe au niveau des colonnes ADI et CV2, où les valeurs sont plus faibles pour le

groupe 4_1. Cela signifie que le groupe 4_1 catégorise des articles consommés plus régulièrement que ceux du groupe 4_5.

Le groupe 4_2 représente des articles n'ayant pas été consommés depuis longtemps, donc en voie de devenir inactifs. En effet, le nombre de mois s'étant déroulé depuis leur dernière consommation est en moyenne bien plus grand que pour les autres groupes. Nous pourrions penser à associer les articles de ce groupe à ceux du groupe 7 qui représente également des articles en voie d'inactivité. Cependant, les articles du groupe 7 sont consommés bien plus régulièrement que ceux du groupe 4_2 comme le montrent les colonnes ADI et CV2. Nous avons donc deux profils différents d'articles en voie de devenir inactifs.

Le groupe 4_0 représente les articles ayant une consommation sporadique, mais à forte quantité. En effet, leur consommation moyenne est bien plus élevée que pour les articles des autres sous-groupes du groupe 4. Leur profil est proche de ceux des groupes 5 et 6, mais leurs valeurs de ADI et CV2 sont plus élevées, nous ne considérerons donc pas une association de ces groupes.

Le groupe 4_3 possède des caractéristiques très similaires aux groupes 0 et 1. En effet, les articles de ce groupe ont une consommation intermédiaire entre régulièrement et sporadiquement. Nous regroupons donc les articles du groupe 4_3 avec ceux des groupes 0 et 1.

Enfin le groupe 4_4 représente des articles ayant une consommation sporadique, et pour lesquels aucune caractéristique ne sort du lot pour catégoriser clairement leur profil de demandes moyen. Ses caractéristiques sont très proches de celles du groupe 4_0, nous décidons donc de les regrouper pour former un groupe de profils de demandes sporadiques.

Groupes finaux

Cette catégorisation des profils de demandes pour chaque groupe nous a donc permis de former 9 groupes, pour lesquels l'effectif est présenté dans le tableau 6-22. En effet, les groupes considérés comme suffisamment similaires selon les caractéristiques de leurs profils de demandes moyens ont été associés.

Tableau 6-22 : Nombre d'articles par groupe des groupes finaux

Gr0-1-4_3	3935
Gr2	1404
Gr3	2484
Gr5-6	4808
Gr7	6830
Gr4_0-4_4	1497
Gr4_1	3689
Gr4_2	3678
Gr4_5	4906

6.5 Validation de la classification

L'objectif de cette validation est d'évaluer la qualité de notre classification. Pour ce faire, nous allons évaluer tout d'abord la qualité de la matrice de consommation que nous avons créée. Après, nous évaluerons notre classification. Nous évaluerons la similarité entre les différents groupes puis entre les articles d'un même groupe. Enfin, nous évaluerons la qualité de l'identification des articles en stock mort par rapport à la table RAPPORT_INACTIFS présente à la STM.

6.5.1 Matrice de consommation

Pour évaluer notre matrice de consommation, l'essentiel sera d'évaluer la qualité de ce qui en découle, comme l'identification des articles en stock mort et des articles actifs. Cependant, nous sommes déjà en mesure d'apporter certains points de validation. Premièrement, notre processus de création de la matrice nous permet d'identifier **15 209** articles pour lesquels le profil de demandes est différent de celui du rapport de la STM (RAPPORT_CONSOS). Cela représente **39%** des articles pour lesquels il y a eu au moins une transaction de consommation depuis le 1^{er} janvier 2019 et **17%** de tous les articles du catalogue. Cela signifie que parmi les **39 211** articles représentant

un enjeu de prévision pour la STM, **39%** n'ont pas le même profil de demandes dans notre matrice que celui utilisé actuellement par les planificateurs de l'entreprise.

Cette différence s'explique par le fait que la table RAPPORT_CONSO a été créée dans un but de vente et de production, c'est-à-dire que les transactions de consommations permettent avant tout de catégoriser les articles présentant un enjeu économique direct dans l'utilisation des biens et services de la STM. En effet, la dimension de maintenance n'est pas prise en compte dans sa création, alors que c'est une considération essentielle à réaliser vu que l'on travaille avec des pièces de rechange.

6.5.2 Classification

La classification réalisée nous a permis de segmenter la liste des articles actifs en 9 groupes. Cela représente donc **9 profils de demandes types** auxquels appliquer une stratégie de planification spécifique.

Selon notre classification, chaque article a donc un profil de demandes se rapprochant de l'un de ces profils types. Nous sommes donc en mesure d'appliquer au maximum 9 stratégies distinctes et appropriées à chacun des groupes. Ce nombre de stratégies de planification est bien inférieur aux 33 disponibles dans SAP et plus adapté que les 2 actuellement utilisées à la STM et donc permet d'optimiser la dimension de gestion de l'approvisionnement des pièces.

6.5.3 Similarité inter-groupes

Nous déterminons tout d'abord l'article le plus représentatif des différents groupes. Pour cela, nous calculons les distances euclidiennes entre chacun des articles pour chaque groupe et choisissons celui pour laquelle la moyenne de ces distances est la plus faible. Nous obtenons ainsi une liste de 9 articles, représentant chacun un groupe, pour lesquels nous allons calculer la similarité à l'aide de la métrique DTW. Nous traduisons ensuite ces valeurs obtenues en pourcentage de similarité. La matrice obtenue est présentée dans le tableau 6-23.

Tableau 6-23 : Matrice de similarité entre les différents groupes

Index	Gr0-1-4_3	Gr2	Gr3	Gr5-6	Gr7	Gr4_0-4_4	Gr4_1	Gr4_2	Gr4_5
Gr0-1-4_3	/	51.8519	27.7778	25.9259	5.55556	7.40741	3.7037	3.7037	3.7037
Gr2	51.8519	/	57.4074	79.6296	68.5185	31.4815	7.40741	46.2963	18.5185
Gr3	27.7778	57.4074	/	20.3704	3.7037	14.8148	5.55556	3.7037	3.7037
Gr5-6	25.9259	79.6296	20.3704	/	5.55556	9.25926	5.55556	5.55556	7.40741
Gr7	5.55556	68.5185	3.7037	5.55556	/	3.7037	0	3.7037	3.7037
Gr4_0-4_4	7.40741	31.4815	14.8148	9.25926	3.7037	/	3.7037	3.7037	3.7037
Gr4_1	3.7037	7.40741	5.55556	5.55556	0	3.7037	/	0	3.7037
Gr4_2	3.7037	46.2963	3.7037	5.55556	3.7037	3.7037	0	/	3.7037
Gr4_5	3.7037	18.5185	3.7037	7.40741	3.7037	3.7037	3.7037	3.7037	/

Les valeurs apparaissant dans cette matrice carrée sont des pourcentages. Les pourcentages de similarité sont faibles, ce qui indique une bonne séparation des groupes. Cependant nous remarquons deux pourcentages élevés : entre le groupe 2 et les groupes 5-6 et 7 qui sont similaires à **80 et 69%** selon la métrique DTW.

Expliquons une telle similarité. Le principe du Dynamic Time Warping est de calculer la puissance nécessaire pour associer 2 séries temporelles selon un motif similaire. En l'occurrence, l'article le plus représentatif du groupe 2 est l'article 12009 qui est consommé tous les mois sans interruption entre octobre 2019 et juillet 2023. Il est donc facile de lui associer un motif similaire, car il suffit qu'un profil de demandes ait plusieurs mois de suite avec au moins une consommation pour lui ressembler selon la métrique. L'article le plus représentatif du groupe 5-6 a un profil de demandes dans lequel il y a plusieurs périodes où plusieurs mois de suite ont une consommation. L'article le plus représentatif du groupe 7 n'a lui qu'une seule consommation, il est donc facile de la transposer sur le début des consommations de celui du groupe 2. Ainsi, cette matrice de similarité ne suffit pas pour évaluer pertinemment la qualité de notre classification. Nous devons en effet comparer les groupes selon les critères établis dans la section 5.1.11 pour juger au mieux de leur séparation, comme présenté dans le tableau 6-24.

Tableau 6-24 : Critères moyens de consommation des groupes finaux

Index	Moyenne	Nombre consos	Première conso	Dernière conso	Délai moyen	ADI	CV2
0-1-4_3	23.4388	14.2343	40.6468	5.96671	5.25298	8.15316	9.13293
2	587.58	37.2913	45.3298	1.31695	2.00771	2.71525	2.30047
3	52.2681	16.5705	38.6357	5.4219	4.1688	7.03816	7.81207
5-6	89.9515	14.4162	38.6125	6.87417	4.89329	8.67845	9.85899
7	10.7868	7.70667	41.5174	14.256	13.7425	19.8646	24.2679
4_0-4_4	66.9606	10.4576	36.6339	6.41617	6.7695	12.1415	13.9703
4_1	14.7365	6.84278	20.9265	3.59366	4.9451	29.0985	32.5412
4_2	8.48798	4.52066	32.8817	16.2719	17.5527	34.0031	37.4855
4_5	9.32976	4.67407	25.4177	9.48023	11.2214	34.0218	37.6612

Ce tableau découle de l'analyse de la section 6.4.3, car nos groupes ont été construits dans le but de valider notre second sous-objectif ainsi que l'objectif principal de ce projet. Nous avons tout d'abord pu classer les différentes pièces du catalogue de la STM. Le but de cette validation est donc de justifier que cette classification permet de proposer des stratégies de gestion similaires pour les articles d'un même groupe dans le but d'améliorer leurs prévisions.

Chaque groupe final possède des caractéristiques lui étant propres.

Le premier groupe regroupant les groupes 0,1 et 4_3 catégorise les articles ayant une consommation intermédiaire entre régulièrement et sporadiquement.

Le groupe 2 représente les articles consommés très régulièrement.

Le groupe 3 caractérise les articles consommés plus ou moins régulièrement.

Le groupe associant les groupes 5 et 6 représente les articles consommés peu régulièrement.

Le groupe 7 représente les articles consommés pour la dernière fois il y a longtemps et pour lesquels la consommation était régulière auparavant. Ils ne sont cependant pas inactifs.

Le groupe associant les groupes 4_0 et 4_4 catégorise les articles à la consommation sporadique.

Le groupe 4_1 illustre les articles récents, dont la première consommation s'est déroulée il y a peu de temps, et pour lesquels la consommation est régulière.

Le groupe 4_2 caractérise les articles consommés pour la dernière fois il y a longtemps, comme le groupe 7, mais pour lesquels la consommation était sporadique auparavant. Ils ne sont eux non plus inactifs.

Enfin, le groupe 4_5 catégorise les articles récents, mais, à la différence du groupe 4_1, ayant une consommation sporadique depuis leur mise en circulation.

L'association de ces deux méthodes de validation permet de montrer que nous avons pu identifier des caractéristiques inhérentes à chacun des groupes formés à la suite de la classification. Cela démontre que les groupes sont pertinemment séparés et qu'ils représentent chacun un groupe d'articles correspondant à un type de profil de demandes spécifique.

6.5.4 Similarité intra-groupes

Pour évaluer la qualité de notre classification, il nous est essentiel de justifier que les profils de demandes de chacun des articles d'un même groupe soient similaires.

Pour cela, notre modèle prévoit de calculer les distances entre chaque article d'un même groupe selon la métrique DTW pour en déduire la similarité entre leurs profils de demandes. Cependant, cette méthode est très lourde à appliquer lorsque les groupes contiennent plus d'un millier d'articles et ne permet pas d'obtenir de résultat dans un temps adapté. Nous décidons donc de caractériser cette similarité en regardant la répartition des articles de chaque groupe selon les critères de similarité de la section 5.1.11.

Validation par critère

Pour le groupe 2, le critère permettant de qualifier au mieux les profils de demandes est le délai moyen entre deux consommations. Comme présenté dans la figure 6-5, nous déterminons la répartition des articles selon ce critère. Nous obtenons **93%** pour lesquels ce délai moyen est inférieur à 5 mois. Nous pouvons en déduire que les articles du groupe 2 représentent bien des articles consommés très régulièrement.

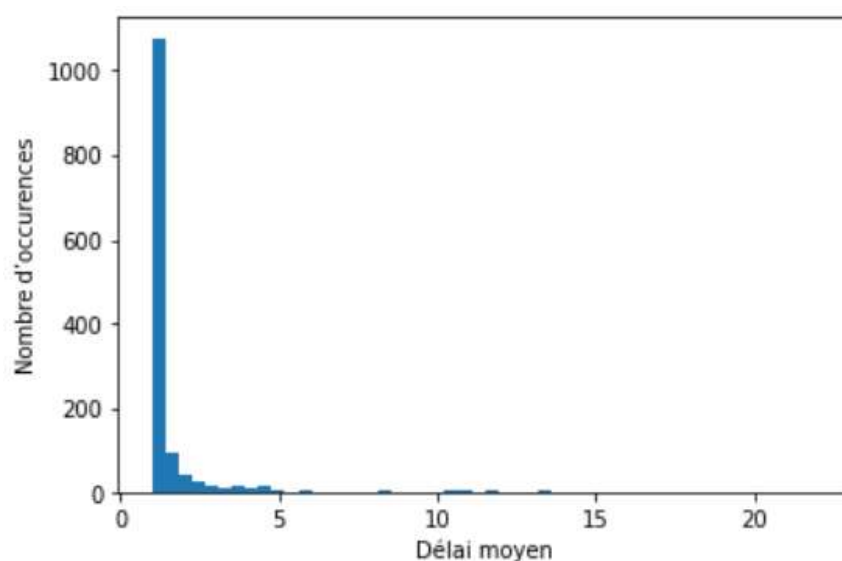


Figure 6-5 : Répartition des articles du groupe 2 selon le délai moyen

Pour le groupe 3, les meilleurs critères de comparaison des profils de demandes sont le délai moyen entre deux consommations et la paire ADI/CV2. La figure 6-6 nous montre que les articles ont une consommation régulière, car **71%** des articles ont un délai moyen inférieur à 5 mois entre deux consommations. Il y a donc au sein de ce groupe un nombre tout de même conséquent d'article pour lesquels ce délai commence à être élevé. Il faut donc considérer la répartition des articles dans le plan ADI/CV2 de la figure 6-7 pour comprendre au mieux leurs profils. On y remarque que **71%** des points catégorisent un CV2 faible (c'est-à-dire inférieur à 10), ce qui détermine une bonne régularité en quantité commandée. Il y a tout de même presque un tiers des articles qui n'offrent pas de profil de consommation régulier. Ainsi, la formation de ce groupe n'est pas optimale même si la majorité des profils de demandes sont similaires.

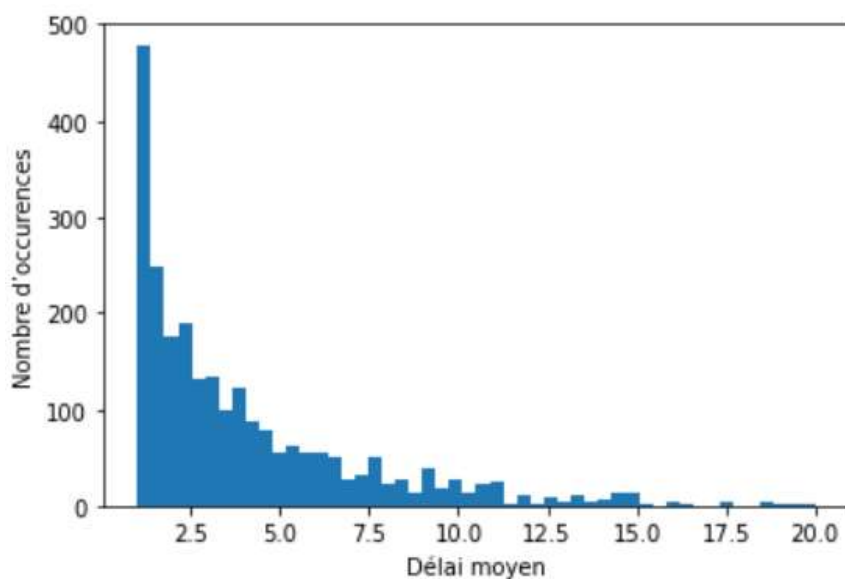


Figure 6-6 : Répartition des articles du groupe 3 selon le délai moyen

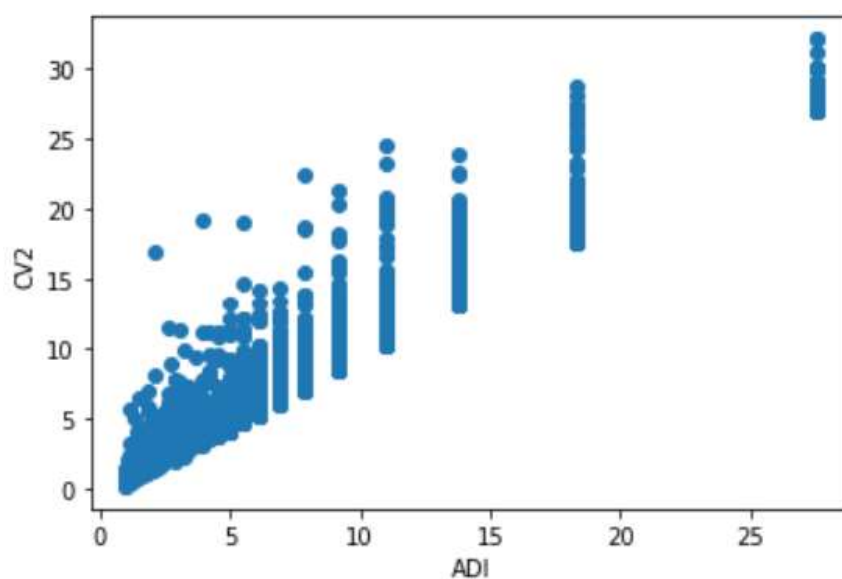


Figure 6-7 : Répartition des articles du groupe 3 dans le plan ADI/CV2

Pour les groupes 5-6, 4_0-4_4 et 0-1-4_3, nous utiliserons le nombre de mois avec consommation et le délai moyen pour déterminer la similarité des articles en leur sein.

Les figures 6-8 et 6-9 représentent ces caractéristiques pour le groupe 5-6. Concernant le premier critère, **54%** ont moins de 10 mois au cours desquels il y a eu au moins une consommation. Pour le second critère, **80%** des articles ont un délai moyen entre deux consommations inférieur à 8

mois. Ces deux valeurs signifient que la majorité des articles sont moins régulièrement consommés. Ce groupe n'est cependant lui non plus optimal, car un cinquième des profils caractérisent des profils ayant une consommation peu régulière comparée aux autres articles du groupe, même si la majorité des articles sont similaires.

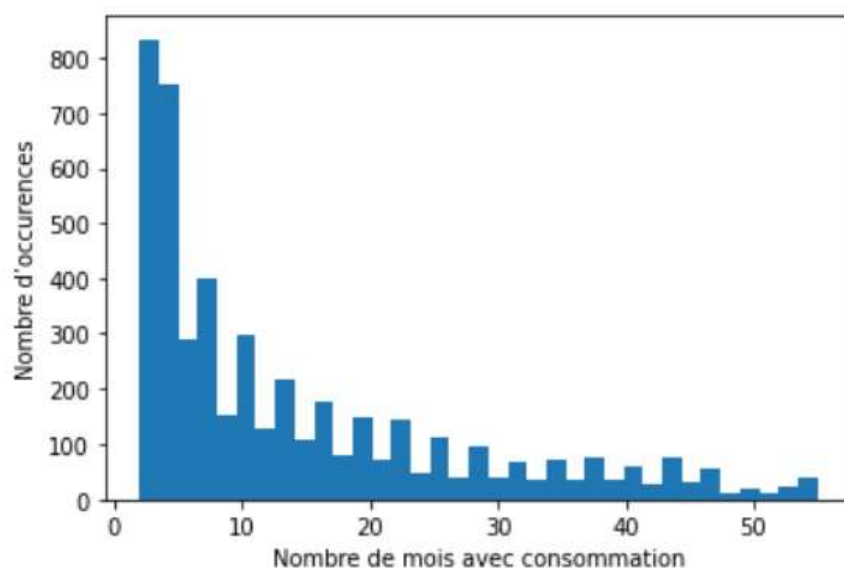


Figure 6-8 : Répartition des articles du groupe 5-6 selon le nombre de mois avec consommation

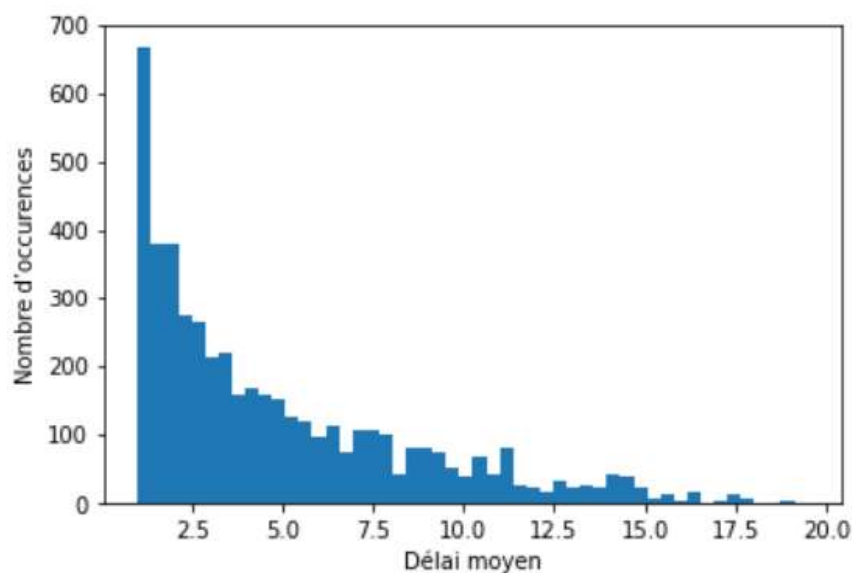


Figure 6-9 : Répartition des articles du groupe 5-6 selon le délai moyen

Les figures 6-10 et 6-11 représentent les caractéristiques pour le groupe 4_0-4_4. Pour le premier critère, **65%** des articles ont moins de 10 mois au cours desquels il y a eu au moins une consommation. Pour le second critère, **56%** des articles ont un délai moyen supérieur à 5 mois. Ces valeurs signifient que la majorité des articles du groupe ont un profil sporadique. Cependant, ce n'est qu'une faible majorité qui répond à ces caractéristiques, le groupe n'est donc lui non plus pas optimal.

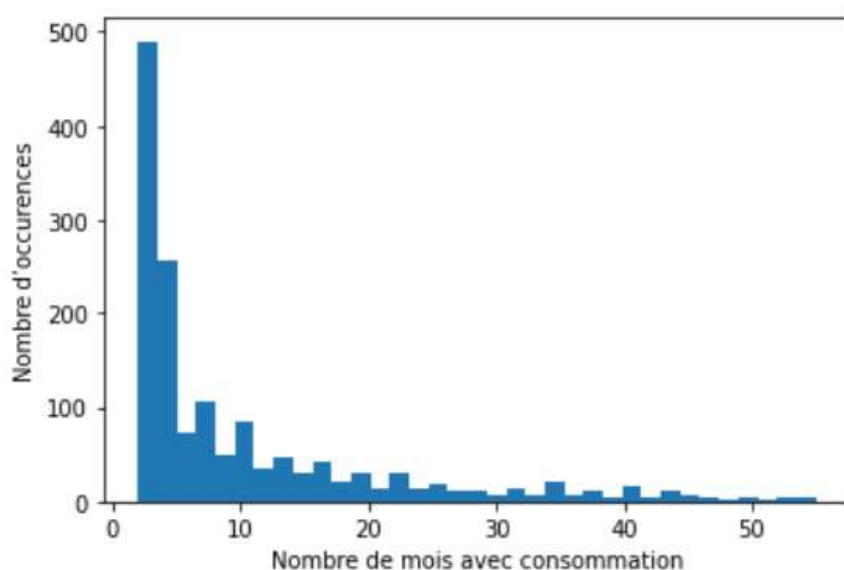


Figure 6-10 : Répartition des articles du groupe 4_0-4_4 selon le nombre de mois avec consommation

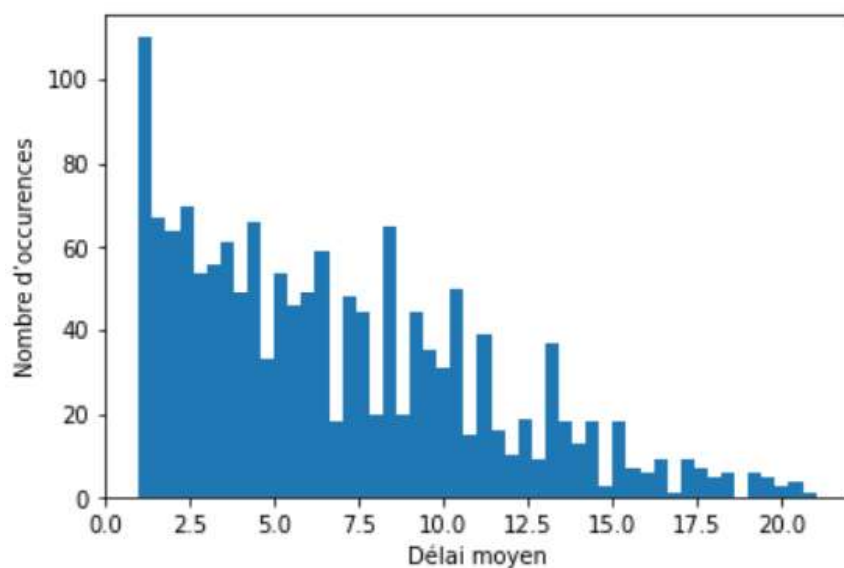


Figure 6-11 : Répartition des articles du groupe 4_0-4_4 selon le délai moyen

Les figures 6-12 et 6-13 représentent les caractéristiques pour le groupe 0-1-4_3. Pour le premier critère, **50%** des articles ont moins de 10 mois au cours desquels il y a eu au moins une consommation. Pour le second critère, **78%** des articles ont un délai moyen inférieur à 8 mois. De plus **40%** des articles ont un délai moyen supérieur à 5 mois. Ces valeurs signifient que les articles suivent un profil de demandes à mi-chemin entre régularité et sporadicité, car ces dernières se rapprochent de celles des deux groupes précédents.

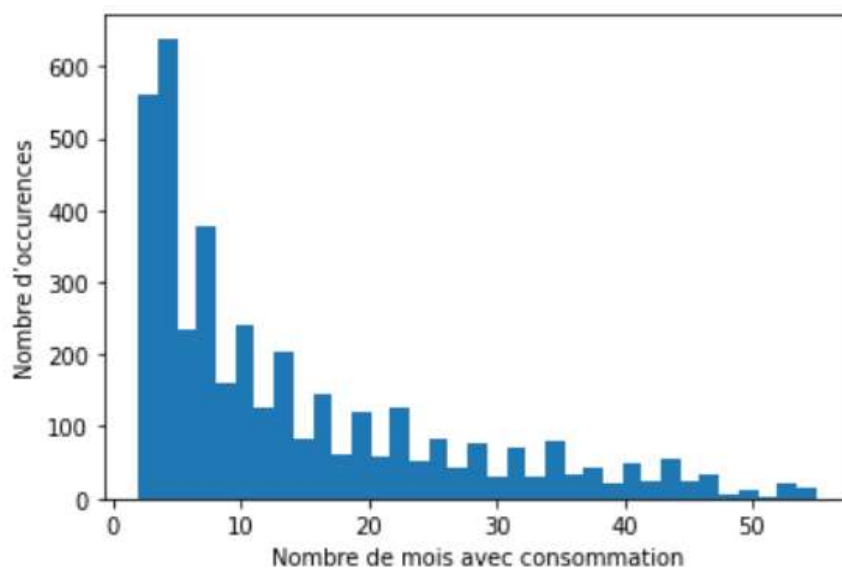


Figure 6-12 : Répartition des articles du groupe 0-1-4_3 selon le nombre de mois avec consommation

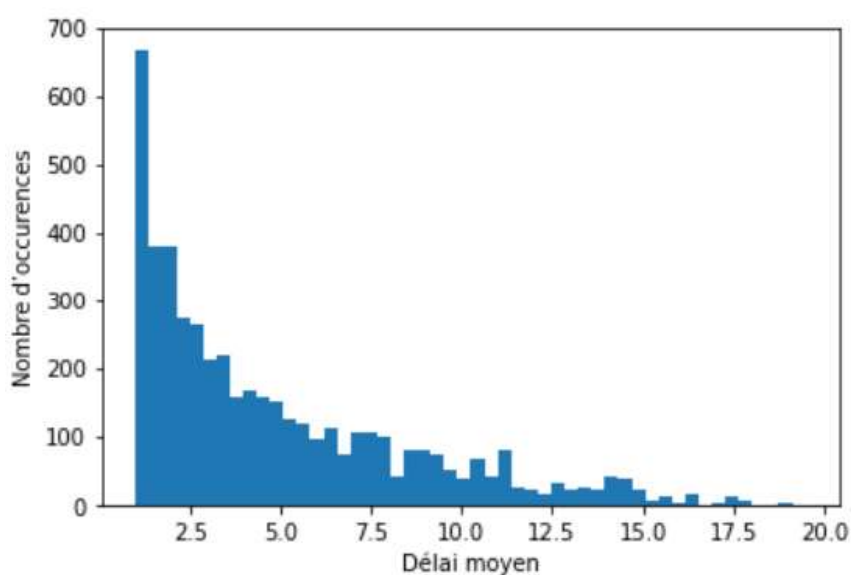


Figure 6-13 : Répartition des articles du groupe 0-1-4_3 selon le délai moyen

Cas des groupes 4_1 et 4_5

Pour les groupes 4_1 et 4_5, le critère le plus important est le nombre de mois s'étant déroulés depuis la première consommation. En effet, les articles de ces groupes doivent correspondre à ceux

ayant des consommations depuis peu dans le système. Or, comme le montrent les figures 6-14 et 6-15, on retrouve un certain nombre d'articles pour lesquels la première consommation s'est déroulée il y a plus de deux ans. Cette répartition représente **43%** des articles du groupe 4_1 et **44%** de ceux du groupe 4_5.

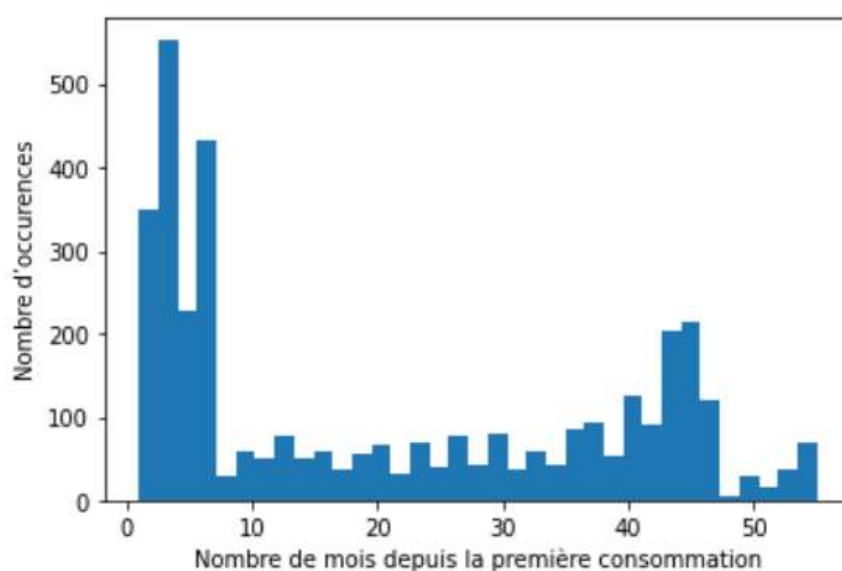


Figure 6-14 : Répartition des articles du groupe 4_1 selon le nombre de mois depuis la première consommation

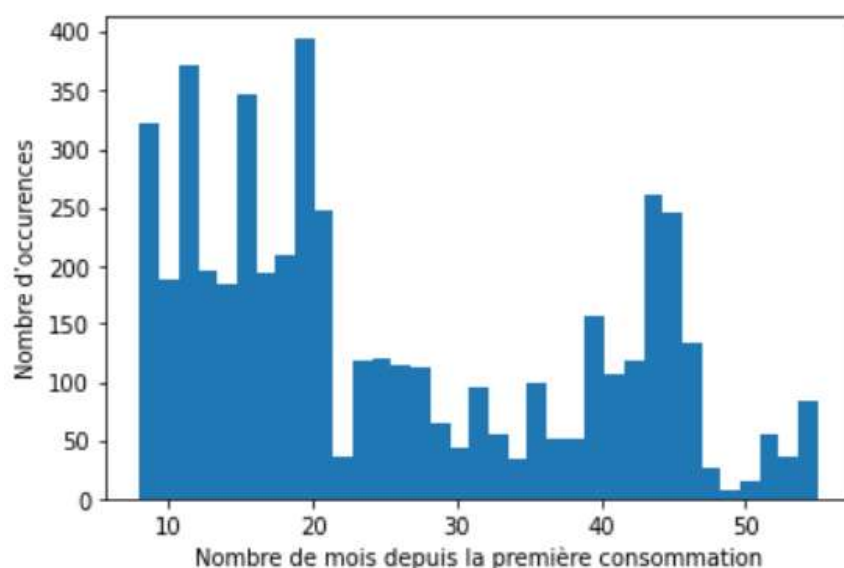


Figure 6-15 : Répartition des articles du groupe 4_5 selon le nombre de mois depuis la première consommation

Ces articles pour lesquels la première consommation remonte à longtemps ont un profil de demandes particulier. Ce sont des articles qui avaient un profil plus ou moins régulier lors de leurs premières consommations, puis s'en est suivie une longue période sans aucune consommation. Cependant, ces articles ont recommencé à être consommés au cours de la dernière année (les 12 derniers mois) à un rythme plus soutenu que lors de leur ancienne période de consommation. Ainsi, leur profil de demande est vu par l'algorithme K-Shape comme un profil récent, similaire à celui d'un nouvel article du catalogue. Leur comportement récent justifie donc la présence de tels articles dans ces groupes. Par conséquent, cela répond correctement à notre objectif principal et nous pouvons donc considérer que la formation de ces groupes est satisfaisante.

Cas des groupes 7 et 4_2

Pour les groupes 7 et 4_2, la situation est similaire aux groupes 4_1 et 4_5. Le critère le plus important est le nombre de mois depuis la dernière consommation. En effet, ils doivent correspondre aux articles en voie d'inactivité. Or, comme le montrent les figures 6-16 et 6-17, on retrouve un fort nombre d'articles pour lesquels la dernière consommation était récemment.

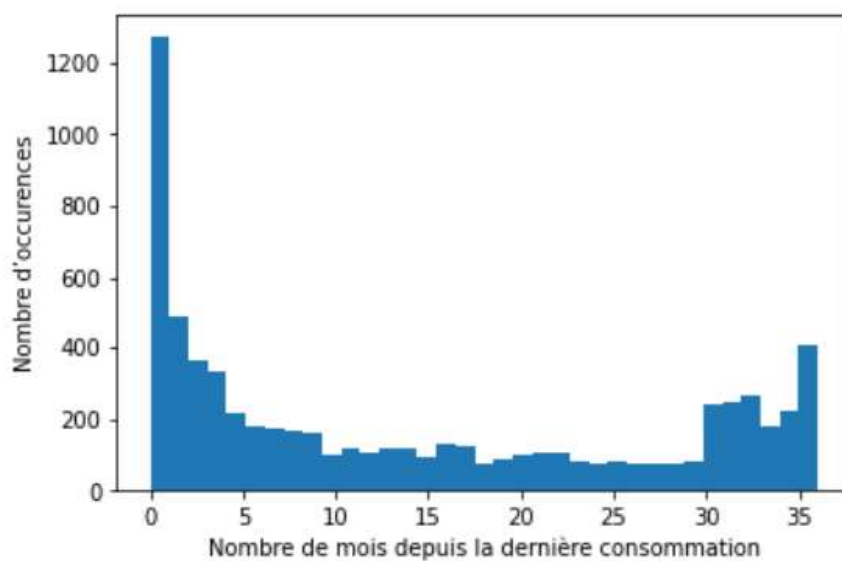


Figure 6-16 : Répartition des articles du groupe 7 selon le nombre de mois depuis la dernière consommation

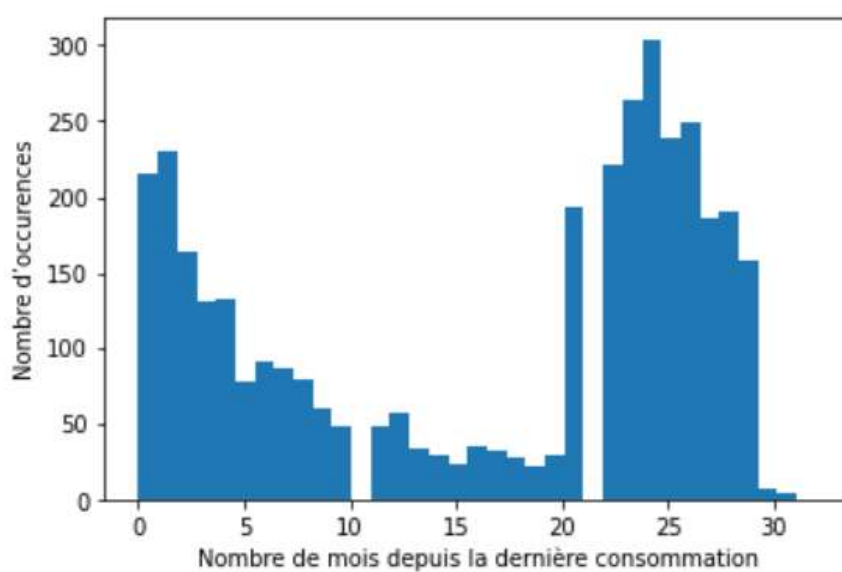


Figure 6-17 : Répartition des articles du groupe 4_2 selon le nombre de mois depuis la dernière consommation

Les articles pour lesquels la dernière consommation s'est déroulée au cours des 12 derniers mois sont, comme pour les groupes 4_1 et 4_5, ceux pour lesquels la consommation a repris récemment

après une longue période sans consommation. Ces articles représentent **54%** de ceux du groupe 7 et **39%** de ceux du groupe 4_2. Cependant, ici le rythme de consommation le plus soutenu est celui s'étant déroulé il y a longtemps, ce qui fait que l'algorithme K-Shape associe ces articles à ceux n'ayant pas été consommés depuis longtemps, donc en voie d'inactivité. Nous ne pouvons pas associer des profils de demandes avec une consommation récente à ceux représentant les articles en voie d'inactivité. Nous en déduisons donc que la formation de ces 2 groupes ne permet pas de valider notre objectif principal, car il est aberrant d'appliquer une même stratégie de gestion pour une telle association. L'algorithme K-Shape n'est donc pas satisfaisant lorsqu'on cherche à identifier des articles en voie d'inactivité, qui représentent un enjeu important pour la gestion de stocks, notamment à la STM.

Apports et limites de la classification

On peut donc déduire de cette étape de validation que la classification ne permet pas de créer des groupes suffisamment satisfaisants selon des caractéristiques inhérentes à la gestion des pièces de rechange comme le temps passé depuis la dernière consommation. En effet, à part pour les groupes 2, 4_1 et 4_5 pour lesquels la classification a réparti les pièces pertinemment, les groupes créés à la suite de la classification à l'aide l'algorithme K-Shape ne sont pas optimaux. Une amélioration de cet algorithme pour qu'il soit le plus efficace possible dans notre situation serait donc de le coupler aux critères identifiés comme essentiels pour les pièces de rechange pour segmenter au mieux nos articles actifs.

Même si les groupes créés ont une majorité d'articles similaires en leur sein, ces derniers ont tous une part d'articles n'ayant pas un profil similaire au reste du groupe. Ces groupes issus de l'application de l'algorithme K-Shape représentent donc tout de même un bon début dans la classification selon leur profil de demandes, et peuvent constituer une première base pour les planifications à la STM. Le nombre de stratégies à utiliser est optimisé à l'aide de notre méthode et les groupes créés restent pertinents (sauf dans le cas des groupes 7 et 4_2 qui mériteraient une nouvelle segmentation).

6.5.5 Articles en stock mort

À l'aide de notre modèle, nous identifions **15 494 articles en stock mort** en date du 31 juillet 2023. Cela représente **18%** de tous les articles du catalogue de la STM et **36%** des **42 855** articles en stock.

Si l'on regarde les mêmes statistiques à la même date dans le rapport actuellement utilisé à la STM (RAPPORT_INACTIFS), nous obtenons **9707 articles en stock mort**, ce qui représente **11%** des articles du catalogue et **23%** des articles en stock.

Nous identifions donc **13% de plus** d'articles en stock mort parmi les articles en stock dans les entrepôts de la STM. Cette différence apparaît à la suite de la modification de l'algorithme d'identification des consommations. En effet, ce pourcentage d'articles, identifiés comme en stock mort selon notre matrice, mais toujours considéré comme actif avec le rapport actuel de la STM, représente des articles pour lesquels des compensations entre articles sortis et articles retournés ont été réalisées ou encore pour lesquels les transactions associées aux articles « à réparer » ont été retirées.

De plus, tous les articles en stock mort selon la STM apparaissent également dans notre liste, en plus de rajouter **5 787** articles toujours considérés comme actifs au sein de l'organisation. Cet écart est dû à l'identification des **5 980** articles inactifs que nous avons réalisée dans la section 6.4.1. En effet, ces articles ne sont pas répertoriés comme étant inactifs pour les analystes de l'entreprise, car selon eux, leur dernière consommation était il y a moins de 36 mois. Avec notre nouvelle façon de recenser les consommations, leur dernière consommation réelle apparaît il y a plus de 36 mois, ce qui justifie leur présence dans notre liste d'articles inactifs. Ainsi, parmi ces articles, 5 787 sont toujours en stock donc en stock mort.

Selon Richardson (1995), on peut estimer le coût de stockage à 10% du prix total des pièces en stock. Ainsi, les pertes dues à ce coût pour les articles en stock mort sont de **5 millions de dollars par an**. Cette valeur est le double de la valeur précédente calculée à la suite du rapport des inactifs actuellement utilisé à la STM.

Cette identification permet donc aux planificateurs de la STM de lancer le processus de revalorisation sur ces articles pour les retirer des stocks et donc gagner à la fois en espace et en coûts de stockage.

6.6 Comparaison à la littérature

Cette partie consiste à comparer notre modèle de classification aux contributions analysées dans la littérature pour déterminer l'apport scientifique de ce dernier.

6.6.1 Classification

Comme il n'existe pas dans la littérature de méthode pour redéfinir le processus de consommation au sein d'une entreprise de gestion de matériel roulant, nous ne comparerons que notre classification avec celles de la littérature.

Pour cela, nous considérerons la classification de Lolli et al. (2014) qui crée des groupes en 2 étapes : appliquer la méthode AHP en calculant 3 critères de classification pour chaque article puis l'algorithme K-Means sur chacun des groupes créés. L'application de cet algorithme a pour but de donner une nouvelle version de la classification ABC en lui retirant la dimension de subjectivité dans sa création. La méthode AHP s'applique en calculant 3 critères : la valeur en dollar de la consommation annuelle ou Annual Dollar Usage (ADU), le facteur de criticité et le délai de réapprovisionnement. Pour calculer le premier critère, nous multiplions la somme des consommations sur la dernière année (entre le 1^{er} août 2022 et le 31 juillet 2023) récupérable dans notre matrice de consommation par le prix unitaire de chaque article considéré. Pour déterminer le deuxième critère, nous mettons à la valeur 1 tous les articles critiques pour la STM, c'est-à-dire ceux appartenant au groupe P de leur classification ABCP. Enfin le dernier critère est récupérable directement dans SAP.

Cependant, pour le prix unitaire de chaque article, celui-ci diffère selon la division dans laquelle il se trouve, la valeur associée à chacun des articles sera donc la moyenne des prix dans chaque division ou l'article considéré est actif.

Concernant le critère de criticité, la contribution de Lolli et al. (2014) propose plusieurs paliers de criticité selon l'importance des pièces au sein de l'organisation. Cependant, nous ne disposons pas de données aussi précises concernant ce critère, d'où notre choix de poser aux articles appartenant à la classe P la valeur 1 et au reste la valeur 0.

Nous partons donc d'une matrice répertoriant 3 critères pour les 33 231 articles actifs de la STM, comme présenté dans le tableau 6-25. Nous lui appliquons l'algorithme de segmentation K-Means disponible dans le module scikit-learn de Python. Nous l'initialisons en posant la valeur de *random_state* à 42.

Tableau 6-25 : Critères des articles selon la littérature

Article	ADU	Criticité	Délai
1563	37.4833	0	168
1564	0	0	168
1565	0	0	168
1566	57.98	1	120
1567	0	0	0
1568	0	0	189
1569	13.32	1	119
1570	0	0	126
1571	0	1	161
1572	31.45	1	126
1573	0	1	126

Comme l'objectif de cette méthode est de recréer une classification ABC, nous formons 3 groupes donc nous paramétrons le modèle pour avoir 3 groupes. Nous obtenons des groupes dont les effectifs sont présentés au tableau 6-26.

Tableau 6-26 : Effectifs des groupes créés

0	32637
1	591
2	5

Nous pouvons voir que la segmentation engendrée n'est pas satisfaisante. En effet, tous les articles critiques ont été séparés en 2 groupes tandis que le reste a été mis dans un seul énorme groupe. Nous avons identifié seulement les articles du groupe P de la nouvelle classification ABCP.

De plus, les caractéristiques de consommations des articles ne sont considérées que sur la dernière et non sur tout leur historique de consommation. Les profils de demandes ne sont donc évidemment pas similaires dans les groupes créés.

Nous décidons alors de segmenter une nouvelle fois le groupe 0 pour réellement créer une nouvelle classification ABC. Nous réalisons exactement le même processus qu'à l'étape précédente, c'est-

à-dire utiliser l'algorithme K-Means sur le groupe 0 en choisissant une valeur `n_clusters` à 3 et `random_state` à 42. Nous obtenons à nouveau 3 groupes dont les effectifs sont présentés dans le tableau 6-27.

Tableau 6-27 : Effectifs des sous-groupes du groupe 0

0	31449
1	1183
2	5

La segmentation engendrée n'est à nouveau pas satisfaisante. En effet, le nouveau groupe 0 contient à nouveau des profils totalement différents, que ce soient des articles avec un fort ADU et un long délai de réapprovisionnement ou des articles avec les deux valeurs étant faibles. Nous obtenons donc des groupes au sein desquels les profils de demandes ne sont pas du tout similaires, et donc pour lesquels il est impossible de proposer une même stratégie de stockage et d'approvisionnement. Pour cette comparaison, nous aurions également pu choisir la classification de Hu et al. (2017) qui proposent d'appliquer la méthode DRSA à la classification ABC de l'entreprise partenaire. Cependant, nous n'avons pas les données nécessaires sur le cycle de vie des pièces ainsi que les règles de décision à appliquer pour réaliser cette classification.

6.6.2 Comparaison

À l'aide de cette classification, nous pouvons remarquer que les contributions de la littérature ne proposent que des améliorations de la classification ABC pour lui retirer la dimension de subjectivité et lui rajouter des critères de sélection pour en améliorer sa précision. Cependant, ces classifications ne prennent pas en compte le profil de demandes détaillé de chacun des articles disponibles dans le catalogue de l'entreprise étudiée.

6.7 Conclusion

Nous pouvons conclure que notre modèle permet d'apporter des améliorations aux processus de notre partenaire industriel. Notre modèle a notamment permis de redéfinir les niveaux de consommation des pièces. Ceci a permis de modifier le profil de demandes de **17%** des articles

du catalogue de la STM. Cette redéfinition s'axe sur la prise en compte des contraintes de la maintenance pour adapter le rapport actuel de la STM s'axant lui sur une optique de production et de vente.

Notre classification n'est toutefois pas optimale, mais reste pertinente. En effet, les groupes créés ne permettent pas d'identifier le plus précisément possible des profils parfaitement distincts sur lesquels appliquer des stratégies de stockage et d'approvisionnement claires. Cependant, nous sommes en mesure d'identifier certains profils types représentant sensiblement tout le panel d'articles présents à la STM. Cette identification permet d'identifier 9 groupes d'articles sur lesquels appliquer des stratégies similaires en leur sein.

Enfin, cette classification nous a permis d'identifier **15 494 articles en stock mort** au sein de l'organisation, représentant **11%** des articles du catalogue et **23%** des articles en stock. Nous avons pu identifier **5 787** articles en plus que le rapport actuel de la STM, ces articles étant considérés comme toujours actifs alors qu'ils sont en réalité inactifs. Cette nouvelle identification suggère que les coûts de stockage des articles en stock mort sont en réalité deux fois plus élevés que ceux calculés à l'aide du rapport actuellement mis en place à la STM.

CHAPITRE 7 CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

Ce mémoire propose une méthode permettant d'améliorer le développement de stratégies de stockage en tenant compte des différents groupes de pièces. Pour y arriver, nous avons séparé cet objectif en 2 sous-objectifs. Le premier est de définir les profils de consommation de toutes les pièces du catalogue. Nous y avons répondu aux sections 5.1.2 à 5.1.6 où nous avons redéfini le processus de création des profils de demandes pour chacune des pièces. Le second sous-objectif est de définir une classification des différentes pièces du catalogue. Nous y avons répondu premièrement à la section 5.1.8 où nous avons séparé les articles actifs des articles inactifs. Nous avons ensuite appliqué à la section 5.1.10 la méthode de classification K-Shape développée par Papparizzos & Gravano (2015) sur la matrice de consommation répertoriant les profils de demandes des articles actifs. Dans la section 5.1.9, nous avons isolé les articles inactifs étant toujours en stock (représentant donc du stock mort), car ceux-ci engendrent des coûts de stockage conséquents et représentent un enjeu de gestion critique pour les entreprises. Enfin, nous avons analysé dans la section 5.1.11 les groupes créés par la méthode de classification selon des critères pertinents dans le domaine des pièces de rechange dans le but d'appliquer un second filtre de segmentation à nos profils de demandes.

La méthode proposée n'a été appliquée que dans le cas d'entreprise de gestion de matériel roulant fonctionnant selon une chaîne d'approvisionnement multi-échelon. Ce partenaire industriel nous permet de performer l'application de la méthode et l'évaluation de ses performances. Cette dernière pourrait cependant être appliquée dans le cas de chaînes d'approvisionnement moins complexes (c'est-à-dire n'étant pas multi-échelon), le requis étant auparavant de comprendre et analyser leur système de gestion pour appliquer le plus pertinemment la méthode.

Sur le plan scientifique, notre proposition permet d'offrir une méthode complète de gestion des paramètres de pièces de rechange, ce qui n'était pas disponible dans la littérature. Ayant pour objectif de proposer une solution générale, notre contribution se veut détaillée à travers un cas industriel. Elle se veut également répliquable, dans la mesure où il reste la présence de subjectivité dans le choix du nombre pertinent de groupes à former.

L'évaluation réalisée dans le cas de notre partenaire industriel a permis de montrer l'étendue des apports de notre méthode. Tout d'abord, le nouvel historique de consommation est adapté au contexte de maintenance. Il prend en compte les contraintes liées aux pièces de rechange pour

afficher les consommations réelles des articles, et non pas uniquement les mouvements d'inventaire. Cette redéfinition a permis ensuite d'identifier plus précisément les caractéristiques de chacun des articles du catalogue. Nous sommes en effet en mesure de mieux repérer les articles réellement actifs ainsi qu'inactifs, donc de répertorier au mieux le stock mort, qui engendre des coûts de stockage conséquents pour l'entreprise. La segmentation des articles actifs selon leur profil de demandes permet finalement d'identifier un nombre de groupes raisonnables et pertinents permettant l'identification de stratégies de stockage et d'approvisionnement uniformes et adaptées.

Nous avons cependant rencontré des limites dans la réalisation de ce projet. Ces dernières sont essentiellement en rapport avec la méthode de segmentation utilisée pour réaliser les deuxièmes et troisièmes objectifs spécifiques de recherche. Nous avons en effet conclu que celle-ci permet de créer des groupes pertinents, mais non optimisés. De plus, elle ne permet pas d'effacer totalement la notion de subjectivité dans la prise de décisions, car déterminer un nombre pertinent et adapté de groupes à former est un enjeu conséquent et ne se fait pas de façon automatique. L'utilisation d'une méthode récupérée dans la littérature associée à des critères de validation définis selon les requis du domaine d'application permet certes de créer des groupes sensés, mais surtout d'identifier des pistes d'amélioration dans la sélection de la segmentation adaptée. En effet, il serait souhaitable dans une recherche future de développer une méthode de classification prenant en compte à la fois les avancées notables de la littérature et les critères de validation inhérents au cas industriel associé.

Bien que notre étude comporte des limitations, nous estimons qu'elle représente un point d'ancrage adéquat pour des recherches futures portant sur la classification des pièces de rechange selon leur profil de demandes. Sur le plan pratique, une première recommandation est de s'assurer que l'entreprise partenaire dispose des qualifications nécessaires de programmation pour contribuer au mieux à une implantation durable du projet en son sein. Cela signifie d'embaucher ou de former des analystes à l'utilisation de Python pour assurer la continuité du projet. Concernant la matrice de consommation, elle s'arrête pour l'instant au 31 juillet 2023, les consommations récentes des articles ne sont pas prises en compte. Il est nécessaire alors d'implanter notre méthode de façon dynamique pour mettre à jour cet historique et suivre assidument l'évolution des profils de demandes de chacune des pièces. Cette mise à jour serait trop conséquente à réaliser jour après jour, car le nombre de consommations journalières est généralement trop conséquent et changeant chez les entreprises de gestion de matériel roulant pour que cela soit pertinent. La matrice regroupant les consommations sur une échelle mensuelle, il serait donc judicieux de la réaliser au

début de chaque mois pour prendre en compte les consommations du mois précédent. L'unité temporelle des délais de réapprovisionnement pourrait également être un critère pour définir la fréquence de cette mise à jour : par exemple, celle-ci est hebdomadaire dans le cas de notre partenaire industriel, une mise à jour à la fin de chaque semaine pourrait donc être appropriée.

Concernant la segmentation et l'identification des articles en stock mort, une implantation dynamique est également nécessaire. Selon l'évolution des profils de demandes, certains articles pourraient au bout de quelques années ne plus avoir leur place au sein de leur groupe initial, car ils ne seraient plus assez similaires et la stratégie adoptée ne serait plus adaptée. De même, certains articles pourraient devenir inactifs au cours de plusieurs mois, ou encore des articles en voie d'inactivité pourraient enregistrer une reprise de leur consommation. Une mise à jour de la classification serait donc judicieuse. En ce qui concerne la fréquence, celle-ci dépend fortement des nécessités du partenaire industriel. Dans le cas de la STM, le processus de revalorisation des articles en stock mort est annuel, il serait donc pertinent de réaliser cette mise à jour à la fin de chaque année. Concernant la segmentation, il est aussi nécessaire d'harmoniser l'interprétation des résultats pour tous les analystes de l'entreprise partenaire. En effet, la sélection du nombre de groupes pertinent à former étant difficile, il faut s'assurer que tous les analystes soient d'accord sur la qualité de ces derniers dans le but de créer une classification correctement adaptée aux contraintes du partenaire.

RÉFÉRENCES

- ADAM. L., PELLERIN, R, AND AGARD, B. (2024), Enhancing Maintenance Spare Parts Inventory Management with Data-Driven Demand Forecasting, 4th IFSA Winter Conference on Automation, Robotics & Communications for Industry 4.0/5.0, Innsbruck, Austria, February 7-9.
- Blessing, L.T.M. & Chakrabarti, A. (2009). *DRM, a Design Research Methodolgy*. Springer, London. doi: 10.1007/978-1-84882-587-1
- Bosnjakovic, M. (2010). Multicriteria Inventory Model For Spare Parts. *Technical Gazette*, 17(4), 499-504.
- Croston, J.D. (1972). Forecasting and stock control for intermittents demands. *Opl Res Q*, 23, 289-304.
- Dickie, H.F. (1951). ABC inventory analysis shoots for dollars. *Fact Manage Maint*, 109(7), 92-94.
- Duda, R.O., Hart, P.E. & Stork, D.G. (2000). *Pattern Classification*. John Wiley & Sons.
- Eaves, A.H.C. & Kingsman, B.G. (2004). Forecasting for the ordering and stock-holding of spare parts. *Journal of the Operational Research Society*, 55(4), 431-437. doi: 10.1057/palgrave.jors.2601697
- Faccio, M., Persona, A., Pham, H. & Regattieri, A. (2010). Modelling the spare parts stock levels and its applications in industrial systems. *International Journal of Operational Research*, 9(1), 39-64.
- Fortuin, L. & Martin, H. (1999). Control of service parts. *International Journal of Operations & Productions Management*, 19(9), 950-971.
- Gonzalez-Feliu, J. (2013). Vehicle Routing in Multi-Echelon Distribution Systems with Cross-Docking: A Systematic Lexical-Metanarrative Analysis. *Computer and Information Science*, 6(3), 28-47. doi: 10.5539/cis.v6n3p28
- Greco, S., Matarazzo, B. & Slowinski, R. (1999). The use of rough sets and fuzzy sets in MCDM. *Advances in multiple criteria decision making*, 14.1-14.59. Dordrecht, Boston: Kluwer Academic Publishers.

- Hu, Q., Chakhar, S., Siraj, S. & Labib, A. (2017). Spare parts classification in industrial manufacturing using the dominance-based rough set approach. *European Journal of Operational Research*, 262, 1136-1163. doi: 10.1016/j.ejor.2017.04.040
- Huiskonen, J. (2001). Maintenance spare parts logistics: Special characteristics and strategic choices. *International Journal of Production Economics*, 71, 125-133.
- Le Pironnec, E. (2021). *Méthode d'analyse de causes racines supportée par la donnée pour les chaînes d'approvisionnement*. [Mémoire de maîtrise, Polytechnique Montréal]
- Liu, J., Liao, X., Zhao, W. & Yang, N. (2016). A classification approach based on the outranking model for multiple criteria ABC analysis. *Omega*, 61, 19-34. doi: 10.1016/j.omega.2015.07.004
- Lolli, F., Ishizaka, A. & Gamberini, R. (2014). New AHP-based approaches for multi-criteria inventory classification. *International Journal of Production Economics*, 156, 62-74. doi: 10.1016/j.ijpe.2014.05.015
- Mor, R.S., Bhardwaj, A., Kharka, V. & Kharub, M. (2021). Spare Parts Inventory Management In The Warehouse: A Lean Approach. *International Journal of Industrial Engineering & Production Research*, 32(2), 1-11. doi: 10.22068/ijiepr.32.2.1
- Nyemba, W.R. & Mbohwa, C. (2017). *Design of a 10-digit inventory codification system for a tube and pipe manufacturing company in Zimbabwe*. 2016 GCSM 14th Global Conference on Sustainable Manufacturing, 503-510. doi: 10.1016/j.promfg.2017.02.064
- Office Québécois de la Langue Française (2004). *Stock dormant*. Tiré de <https://vitrinelinguistique.oqlf.gouv.qc.ca/fiche-gdt/fiche/8357118/stock-dormant> [consulté le 18 septembre 2023]
- Paparrizos, J. & Gravano, L. (2015). *k-Shape: Efficient and Accurate Clustering of Time Series*. 2015 SIGMOD. doi: 10.1145/2723372.2737793
- Paparizzos, J. & Gravano, L. (2017). Fast and accurate time-series clustering. *ACM Trans. Database Syst.*, 42(2), Article 8. doi: 10.1145/3044711
- Persson, F. & Sacconi, N. (2009). Managing the after-sales logistic network-a simulation study. *Production Planning and Control*, 20(2), 125-134. doi: 10.1080/09537280802707530

- Poppe, J., Basten, R.J.I., Boute, R.N. & Lambrecht, M.R. (2017). Numerical study of inventory management under various maintenance policies. *Reliability Engineering and System Safety*, 168, 262-273. doi: 10.1016/j.ress.2017.06.012
- Puech, L. (2022). *Méthode d'analyse causale des défauts sur une ligne d'assemblage multiproduit*. [Mémoire de maîtrise, Polytechnique Montréal]
- Rehmani, K., Naseem, A., Ahmad, Y., Mirza, M.Z. & Syed, T.H. (2021). Development of a hybrid framework for inventory leanness in Technical Services Organizations. *PLoS ONE*, 16(2). doi: 10.1371/journal.pone.0247144
- Richardson, H. (1995). Control your costs then cut them, *Transportation & Distribution*, 94-96.
- Saaty, T.I. (1980). *The Analytic Hierarchy Process*. McGraw-Hill, New York.
- SAP (2018). *Difference between Dead Stock and Slow Moving Items*. Tiré de <https://www.stechies.com/difference-between-dead-stock-slow-moving-items/> [consulté le 18 septembre 2023]
- Sareminia, S. & Amini, F. (2022). A reliable and ensemble forecasting model for slow-moving and repairable spare parts: Data mining approach. *Computers in Industry*, 145. doi: 10.1016/j.compind.2022.103827
- Société des Transports de Montréal (2023). *La STM en bref*. Tiré de <https://www.stm.info/fr/presse/ressources-medias-0/propos-de-la-stm> [consulté le 25 octobre 2023]
- Sugiono, N.K. & Alimbudiono, R.S. (2020). *Slow Moving and Dead Stock: Some Alternative Solutions*. 2020 INSYMA 17th International Symposium on Management.
- Syntetos, A.A., Zied Babai, M. & Gardner Jr., E.S. (2015). Forecasting intermittent inventory demands: simple parametric methods vs. bootstrapping. *Journal of Business Research*, 68, 1746-1752. doi: 10.1016/j.jbusres.2015.03.034
- Teixeira, C., Lopes, I. & Figueiredo, M. (2017). *Multi-criteria classification for spare parts management: a case study*. 2017 FAIM 27th International Conference on Flexible Automation and Intelligent Manufacturing, 1560-1567. doi: 10.1016/j.promfg.2017.07.295

- Teunter, R.H., Syntetos, A.A. & Zied Babai, M. (2011). Intermittent demand: Linking forecasting to inventory obsolescence. *European Journal of Operational Research*, 214, 606-615. doi: 10.1016/j.ejor.2011.05.018
- Van der Auweraer, S. & Boute, R. (2019). Forecasting spare part demand using service maintenance information. *International Journal of Production Economics*, 213, 138-149. doi: 10.1016/j.ijpe.2019.03.015
- Wagner, R.A. & Fischer, M.J. (1974). The string-to-string correction problem. *Journal of the ACM*, 21(1), 168-173. doi: 10.1145/321796.321811
- Zhu, S., van Jaarsveld, W. & Dekker, R. (2020). Spare parts inventory control based on maintenance planning. *Reliability Engineering and System Safety*, 193. doi: 10.1016/j.ress.2019.106600