



Titre: Gestion de la demande en pièces de rechange : Approche dans un
Title: contexte de démarrage à froid

Auteur: Maxime Audier
Author:

Date: 2025

Type: Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

Référence: Audier, M. (2025). Gestion de la demande en pièces de rechange : Approche dans
Citation: un contexte de démarrage à froid [Master's thesis, Polytechnique Montréal].
PolyPublie. <https://publications.polymtl.ca/67850/>

 Document en libre accès dans PolyPublie
Open Access document in PolyPublie

URL de PolyPublie: <https://publications.polymtl.ca/67850/>
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

**Gestion de la demande en pièces de rechange : approche dans un contexte de
démarrage à froid**

MAXIME AUDIER

Département de mathématiques et de génie industriel

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

Génie industriel

Août 2025

POLYTECHNIQUE MONTRÉAL

affiliée à l'Université de Montréal

Ce mémoire intitulé :

Gestion de la demande en pièces de rechange : approche dans un contexte de démarrage à froid

présenté par **Maxime AUDIER**

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

Samira KEIVANPOUR, membre

DÉDICACE

À ma famille,

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin à la réalisation de ce mémoire.

Avant tout, je remercie chaleureusement mon directeur de recherche, M. Robert PELLERIN et ma co-directrice, M^{me} Camélia DADOUCHI pour leur disponibilité, leurs conseils précieux ainsi que leur encadrement rigoureux. Leur exigence scientifique a largement contribué à améliorer la qualité de ce mémoire.

Je suis reconnaissant envers l'entreprise partenaire qui m'a accueilli. Sa collaboration et les données mises à ma disposition ont été essentielles à la réalisation de ce mémoire. Je tiens également à remercier le partenaire pour l'initiative et le cadre offert à ce projet de recherche.

Je remercie aussi mes collègues de bureau, mes colocataires ainsi que mes amis pour leur soutien moral, leurs encouragements et les nombreux échanges qui ont enrichi ma réflexion.

Enfin, je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à ma famille, en particulier à mes parents et à ma sœur, pour leur soutien inconditionnel, leur patience et leur confiance tout au long de mon parcours.

RÉSUMÉ

Les entreprises de transport font face à des défis dans la gestion des pièces de rechange lors de l'intégration de nouvelles flottes d'autobus, notamment la transition vers les technologies électriques qui confère un mode de transport plus durable. Cette transition vers des véhicules électriques génère des complexités techniques, en particulier avec des moteurs et des composants spécifiques, ce qui rend la gestion des stocks de nouvelles pièces difficile. L'un des enjeux réside dans la prévision de la consommation des pièces de rechange dans un contexte dit de « démarrage à froid », c'est-à-dire en l'absence de données historiques de consommation. Cette situation rend la planification des stocks particulièrement complexe en raison du nombre important de pièces à gérer.

Ce projet applique la méthodologie DRM en suivant quatre phases. La clarification des recherches identifie la difficulté de gérer les pièces de rechange lors de l'intégration de nouvelles flottes de bus en démarrage à froid. L'étude descriptive initiale analyse les limites des pratiques actuelles, notamment le modèle réactif du partenaire industriel et la complexité des nouveaux composants. L'étude prescriptive propose un modèle en trois volets : un prétraitement, une estimation initiale des pièces à risque basée sur un critère de risque, puis un modèle de prévision adaptatif pour ajuster les stocks au fil du temps. Enfin, l'étude descriptive finale démontre un gain potentiel d'environ 37000\$ et une réduction du taux d'immobilisation de 0.4%, tout en mettant en évidence les limites liées aux composants entièrement nouveaux.

L'objectif principal de ce mémoire est d'améliorer la gestion des nouvelles pièces lors de la mise en service d'une nouvelle flotte d'autobus sans ou avec peu de données historiques. Ce mémoire de maîtrise propose une approche en trois temps. Le premier temps consiste en un prétraitement des données disponibles, visant à réorganiser et filtrer les articles nécessaires à l'analyse. Le deuxième temps porte sur l'estimation d'un stock initial de pièces. À partir des données prétraitées, un modèle est proposé pour identifier les pièces les plus susceptibles de provoquer une immobilisation des véhicules durant les premiers mois d'exploitation. Enfin, le troisième temps introduit une méthode de prévision adaptative, permettant d'ajuster les prévisions de consommation de ces pièces au fur et à mesure de l'intégration progressive de la flotte. Cette méthode favorise une gestion dynamique des stocks. L'enjeu est de maximiser la disponibilité des véhicules tout en limitant les coûts de stockage.

La création d'un critère de risque pour l'estimation d'un stock initial prenant en compte la probabilité qu'une éventuelle panne se produise et de sa criticité a permis de montrer qu'environ 40% des 10 sous-systèmes les plus à risque pour les bus électriques ont pu être prévu d'avance grâce aux informations des sous-systèmes à risque des bus thermiques déjà présents dans la flotte. Cela a été comparé à la stratégie réalisée notre partenaire, qui consiste à ne prévoir aucun stock initial et à ne commander les pièces uniquement lorsqu'un bus tombe en panne. Notre partenaire souhaite intégrer environ 140 bus électriques par an, en ajoutant un stock initial, un gain d'environ 37000 \$ serait réalisé en passant d'un taux d'immobilisation de 4% par manque de pièces de rechange à 3.6%. Toutefois, le modèle proposé possède certaines limitations concernant la prise en compte uniquement des sous-systèmes similaires aux anciennes flottes de bus. Elle ne permet pas encore d'anticiper les défaillances liées aux composants entièrement nouveaux ou exclusifs aux bus électriques récents avant la mise en service d'une nouvelle flotte, ce qui représente une limite importante.

Le projet conclut sur le fait que des erreurs de prévision sont inévitables au début, et qu'un ajustement réactif permet d'atténuer les effets du démarrage à froid. Une stratégie itérative d'intégration annuelle des flottes de bus permet d'affiner progressivement les informations sur les sous-systèmes à risque ainsi que les prévisions des consommations. À terme, l'accumulation progressive des données issues des premières années permet de construire une base de connaissances plus solide et d'améliorer la fiabilité des prévisions. Le mémoire met en lumière la possibilité de coupler les données techniques des pièces lorsqu'elles sont disponibles avec des données de consommations, mais cela nécessite une gestion plus complexe des informations étant donné la grande quantité de données à traiter. Ce travail ouvre la voie à une gestion plus intelligente et plus agile des stocks, qui s'appuie non seulement sur les données historiques, mais aussi sur les données descriptives des composants. Il invite également à renforcer les outils numériques de la maintenance pour faciliter l'exploitation des données critiques.

ABSTRACT

Public transportation companies face significant challenges in managing spare parts when integrating new bus fleets, especially during the transition to electric technologies, which support a more sustainable mode of transport. This shift to electric vehicles introduces technical complexities, particularly due to new engines and components, making the management of spare parts more difficult. One key challenge lies in forecasting spare parts consumption in a “cold-start” context, meaning with little or no historical consumption data. This situation makes inventory planning especially complex due to the large number of parts involved.

This project applies the Design Research Methodology (DRM), structured in four phases. The research clarification phase identifies the difficulty of managing spare parts during the integration of new bus fleets under cold-start conditions. The first descriptive study analyzes the limitations of current practices, particularly the reactive model used by the industrial partner and the complexity of new components. The prescriptive study proposes a three-part model: data preprocessing, initial estimation of high-risk parts based on a risk criterion, and an adaptive forecasting model to adjust inventory over time. Finally, the second descriptive study demonstrates a potential gain of approximately \$37,000 and a reduction in vehicle downtime, while highlighting the limitations related to entirely new components.

The main objective of this thesis is to improve the management of new parts during the commissioning of a new bus fleet in the absence of, or with limited, historical data. This master’s thesis proposes a three-step approach. First, available data is preprocessed to reorganize and filter the relevant parts for analysis. Second, an initial stock of critical parts is estimated using a model that identifies those most likely to cause vehicle downtime in the early months of operation. Third, an adaptive forecasting method is introduced, allowing for quarterly updates of consumption forecasts as the fleet is progressively deployed. This method supports dynamic inventory management, aiming to maximize vehicle availability while minimizing storage costs.

The creation of a risk-based criterion for estimating the initial stock, incorporating both the probability of failure and its criticality, made it possible to anticipate approximately 40% of the top 10 high-risk subsystems for electric buses based on similarities with thermal bus subsystems. This was compared to the current strategy of the industrial partner, which involves maintaining no initial stock and ordering parts only when a failure occurs. Given the plan to integrate around 140 electric

buses per year, adding an initial stock would generate a gain of approximately \$37,000, reducing the downtime rate from 4% to 3.6%. However, the proposed model has limitations, as it only considers subsystems like those in previous fleets and cannot yet anticipate failures related to entirely new or exclusive components.

The project concludes that forecast errors are inevitable in the initial phases and that a reactive adjustment strategy helps mitigate the effects of cold starts. An iterative strategy of annual fleet integration allows for progressive refinement of risk subsystems and consumption forecasts. Over time, the accumulation of early data contributes to building a more robust knowledge base and improving forecast reliability. The thesis highlights the potential of combining technical part data with consumption data, although this requires more complex data management due to the volume involved. This work opens the way to smarter and more agile inventory management that leverages not only historical data but also descriptive component data. It also calls for strengthening digital maintenance tools to better exploit critical information.

TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE.....	III
REMERCIEMENTS	IV
RÉSUMÉ.....	V
ABSTRACT	VII
LISTE DES TABLEAUX.....	XII
LISTE DES FIGURES.....	XIII
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS	XIV
LISTE DES ANNEXES.....	XV
CHAPITRE 1 INTRODUCTION	1
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE.....	3
2.1 Définition des concepts	3
2.1.1 Prédiction et Prévision	3
2.1.2 Contexte de démarrage à froid et nouvelles pièces	3
2.1.3 Stock et Demande.....	4
2.2 Stratégie et résultat de recherche	5
2.2.1 Définition de la stratégie	5
2.2.2 Contexte des contributions retenues.....	10
2.2.3 Analyse d'articles similaires	13
2.2.4 Classification et regroupement de pièces	14
2.2.5 Prévision de la consommation.....	16
2.3 Analyse critique de la littérature.....	17
2.4 Conclusion.....	19
CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE DE RECHERCHE	20

3.1	Objectif de recherche.....	20
3.2	Méthodologie de recherche	21
3.3	Conclusion	22
CHAPITRE 4 ÉTUDE DESCRIPTIVE		24
4.1	Fonctionnement de l'entreprise (Division autobus)	24
4.2	Projet d'électrification	24
4.3	Contexte de démarrage à froid.....	26
4.4	Étude des données de maintenance	28
4.4.1	Source de données	28
4.4.2	Matrice de consommation	28
4.4.3	Table de caractéristiques	29
4.4.4	Intégration de nouvelles pièces	30
4.5	Conclusion	33
CHAPITRE 5 MODÈLE DE GESTION DE STOCK EN CONTEXTE DE DÉMARRAGE À FROID		34
5.1	Modèle général	34
5.2	Phase 1. Prétraitement des données	38
5.2.1	Données temporelles	39
5.2.2	Données descriptives.....	39
5.3	Phase 2. Estimation du stock initial.....	40
5.3.1	Repérer les articles critiques	40
5.3.2	Étiqueter les articles aux Sous-systèmes	41
5.3.3	Extraire les Sous-systèmes critiques et prioritaires	42
5.3.4	Identifier les pièces Critiques et Prioritaires pour les nouvelles pièces	43
5.3.5	Filtrer les articles à Risque en fonction du Délai et du Coût.....	43

5.3.6	Considérer un Stock Initial.....	46
5.4	Phase 3. Déploiement d'une Méthode de Prévision adaptative.....	46
5.4.1	Initier la prévision pour le premier trimestre	46
5.4.2	Intégrer les nouvelles consommations chaque trimestre.....	47
5.4.3	Ajuster la méthode de prévision.....	47
5.4.4	Afficher la prévision pour le prochain trimestre	49
5.5	Conclusion	50
CHAPITRE 6	RÉSULTATS ET DISCUSSIONS	51
6.1	Résultats.....	51
6.1.1	Regroupement des articles nécessitant un stock initial	52
6.1.2	Performance des modèles de prévision	56
6.2	Perspectives de déploiement chez le partenaire	62
6.3	Conclusion	64
CHAPITRE 7	CONCLUSION.....	65
RÉFÉRENCES.....		68
ANNEXES		71

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 2.1 : Plan de concept.....	6
Tableau 2.2 : Articles retenus.....	7
Tableau 2.3 : Contexte des contributions	10
Tableau 4.1 : Définition des sous-systèmes par priorités.....	27
Tableau 4.2 : Matrice de consommation	29
Tableau 4.3 : Table de caractéristique.....	30
Tableau 4.4 : Comparatif de modèle d'intégration de nouvelles pièces	31
Tableau 5.1 : Classement des mots les plus importants (méthode TF-IDF)	41
Tableau 5.2 : Définition des sous-systèmes par priorités.....	42
Tableau 5.3 : Critère de l'étude pour différentes mesures d'erreur	48
Tableau 5.4 : Comparatif de méthodes de prévision.....	49
Tableau 6.1 : Résultats comparatifs	54
Tableau 6.2 : Répartition des consommations au cours des deux premières années	56
Tableau 6.3 : Classement des méthodes de prévision en fonction de leur Convergence	57
Tableau 6.4 : Graphique des erreurs de prévision en fonction de différente vitesse de convergence	58
Tableau 6.5 : Exemples d'articles par vitesse de convergence	62
Tableau B.1 : Mesures d'erreur répertoriées	74

LISTE DES FIGURES

Figure 3.1 : Méthodologie DRM appliquée à l'étude	22
Figure 4.1 : Organisation du Bureau de la Transformation électrification	26
Figure 5.1 : Modèle de gestion de stock dans le cadre d'un démarrage à froid	34
Figure 5.2 : Processus décisionnel de la méthode d'intégration d'une nouvelle pièce	35
Figure 5.3 : Flux de données du modèle d'intégration de nouvelles pièces.....	36
Figure 5.5 : Processus décisionnel du modèle d'estimation du stock initial	40
Figure 6.1 : Évolution du kilométrage de la première flotte d'autobus électrique en fonction de leurs arrivées	52
Figure 6.2 : Liste des 10 sous-systèmes causant le plus d'immobilisation pour la flotte des bus thermiques pour les priorités 1 et 2	53
Figure 6.3 : Liste des sous-systèmes causant le plus d'immobilisation	63

LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

ANN	Artificial Neural Network
ARIMA	AutoRegressive Integrated Moving Average
CART	Classification and Regression Tree
DRM	Design Research Methodology
EMR	Entretien Matériel Roulant
ERP	Enterprise Resource Planning
GNN	Graph Neural Network
GPR	Gaussian Process Regression
k-NN	k-Nearest Neighbor
MLR	Multivariate Linear Regression
NLP	Natural Language Processing
SAP	Systems, Applications and Products
SBA	Syntetos-Boylan Approximation
SMART	Spécifique, Mesurable, Atteignable, Réaliste et Temporellement défini
SVR	Support Vector Regression
TF-IDF	Term Frequency – Inverse Document Frequency
TSB	Teunter-Syntetos-Babai Method
WMS	Warehouse Management System

LISTE DES ANNEXES

ANNEXE A DÉTAIL DES MÉTHODES DE PRÉVISIONS UTILISÉES.....	71
ANNEXE B MESURES D'ERREUR RÉPERTORIÉES	74

CHAPITRE 1 INTRODUCTION

Depuis quelques années, de nombreuses entreprises de transport souhaitent décarboniser leur flotte d'équipements. Cela s'accompagne par un changement progressif des modes de transport thermiques par une solution de transport électrique. Bien que certaines pièces soient interchangeables entre différents types de bus, de nombreuses pièces diffèrent en raison des spécificités liées aux moteurs électriques. Cette transition s'accompagne de défis techniques et logistiques, notamment en ce qui concerne la gestion des pièces de rechange (Kahn et Kenneth, 2014). En règle générale, la prévision des consommations des pièces de rechange repose sur l'analyse des données passées. L'un des principaux problèmes consiste alors à anticiper la demande de nouvelles pièces de rechange dans un contexte de démarrage à froid, c'est-à-dire lorsque des véhicules ou des composants sont introduits dans une flotte sans données historiques sur leur consommation ou leur usure (Caserta et d'Angelo, 2024). Il est alors difficile de prévoir leur consommation. Concrètement, ce problème devient d'autant plus complexe en raison du nombre important de pièces impliquées, qui varie selon les types de bus et les spécificités techniques des moteurs électriques. L'intégration progressive des flottes ajoute un autre enjeu, chaque lot de bus présente un niveau de maturité différent, ce qui rend difficile la prévision globale de la demande en pièces de rechange. Ce manque de données d'historiques sur la consommation et l'usure des pièces engendre des défis dans la gestion des stocks. Une mauvaise estimation de la demande peut entraîner à la fois un surstockage coûteux ou bien des pénuries de matériel, qui risquent de causer des immobilisations de bus et de perturber l'exploitation de la flotte.

L'objectif de ce mémoire est d'améliorer la gestion de la maintenance des nouvelles pièces lors de la mise en service d'une nouvelle flotte d'autobus sans ou avec peu de données historiques. Le premier sous objectif est de développer un modèle permettant d'identifier les nouvelles pièces pouvant causer une immobilisation lors des premiers mois de l'intégration d'une nouvelle flotte d'équipement. Ensuite, un second sous objectif est de mettre en place une méthode de prévision adaptative de la consommation pour les premiers trimestres.

Ce mémoire est organisé en 7 chapitres. Tout d'abord, la revue de littérature est présentée dans le chapitre 2. Une fois les différentes possibilités d'intégration de nouveaux produits identifiées le

chapitre 3 se concentre sur les objectifs et la méthodologie de recherche établis clarifiant et limitant le cadre de notre étude. Le contexte spécifique de l'étude est ensuite détaillé dans le chapitre 4. Le modèle proposé fait l'objet du chapitre 5 afin d'expliquer les choix effectués. Les résultats sont ensuite présentés au chapitre 6, en tenant compte des contraintes et des perspectives liées au modèle. Enfin, le dernier chapitre est consacré à une synthèse des travaux réalisés, suivie des recommandations, avant de conclure sur l'ensemble des réflexions menées.

CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE

Ce chapitre vise à mener une revue de littérature des approches connues permettant la prévision des besoins de nouvelles pièces de rechange dans le cadre du démarrage à froid. Avant de présenter le protocole utilisé pour recenser les articles pertinents, les concepts importants liés à ce domaine sont définis. La nature des contributions de chacun des articles retenus est par la suite présentée avant de procéder à une analyse critique des approches proposées en regard du problème étudié.

2.1 Définition des concepts

Tout d’abord, il convient de présenter et de délimiter plusieurs concepts essentiels pour élaborer une stratégie de recherche pertinente.

2.1.1 Prédiction et Prévision

Les termes « prédiction » et « prévision » sont souvent utilisés de manière interchangeable, bien qu’une distinction importante existe entre ces deux termes. Selon le dictionnaire Larousse, la prédiction désigne l’acte de prédire un événement futur en se basant sur des lois ou des observations précises, souvent dans un cadre déterministe, tandis que la prévision implique une estimation probabiliste de ce qui pourrait se produire, en se basant sur des données passées et présentes. Elle prend en compte les incertitudes et les variations possibles. Yutaka Matsuo (2014), dans son ouvrage « Chance Discovery », précise que la prédiction repose sur des systèmes avec un faible degré d’incertitude et un nombre limité de variables, tandis que la prévision s’appuie sur des tendances observées et propose une estimation des résultats futurs avec une certaine probabilité.

2.1.2 Contexte de démarrage à froid et nouvelles pièces

Les systèmes de recommandation jouent un rôle central dans de nombreux secteurs, notamment les services de streaming pour les recommandations de films, séries et également les réseaux sociaux avec la recommandation de contenus. Ils visent à suggérer des contenus, produits ou services pouvant intéresser les utilisateurs en s’appuyant sur leurs préférences, comportements passés, etc. Ces systèmes permettent de filtrer un grand nombre de données et de recommander uniquement ce que l’utilisateur est susceptible d’aimer. Cependant, Yuan et Hernandez (2023) expliquent que l’efficacité de ces systèmes peut être limitée notamment par le problème de démarrage à froid, qui

se pose lorsqu'aucune donnée historique n'est disponible pour guider les recommandations. Thomassey et Fiordaliso (2006) développent l'idée que le démarrage à froid est un phénomène difficilement quantifiable. Qualitativement, le contexte de démarrage à froid ne disparaît pas, mais s'atténue avec le temps et sa longévité va être déterminée par le fait de trouver rapidement un moyen de prédire le comportement d'un élément avec suffisamment de précision.

Lorsqu'un nouvel article intègre un groupe d'articles, plusieurs facteurs sont pris en compte, notamment dans le cadre de la maintenance. L'objectif de Caserta et d'Angelo (2024) est de comprendre la façon dont cet article sera consommé afin de mieux prédire le besoin en pièces de rechange. Il est possible de le faire avec des méthodes traditionnelles telles qu'ARIMA, Croston, Holt, moyenne, méthode naïve... Cependant, la prédiction devient problématique lorsqu'une pièce n'a pas encore un historique de consommation suffisant pour en déterminer le comportement de façon fiable. C'est alors que les caractéristiques fonctionnelles et logistiques d'un article peuvent être prises en compte pour essayer de prédire les consommations futures d'un article. Dans certains cas, les données peuvent être fournies par le fournisseur (fiabilité, date de péremption, durée d'utilisation usuelle, etc.), cela peut potentiellement servir pour prédire le comportement d'une nouvelle pièce.

2.1.3 Stock et Demande

L'objectif de la prévision des besoins en composants dans un contexte de maintenance est de dimensionner les stocks de pièces de rechange de manière à assurer la disponibilité opérationnelle des véhicules, tout en maîtrisant les coûts liés à l'excès ou au manque de pièces. La précision de cette prévision est essentielle pour se rapprocher au maximum de la demande effective. Il est essentiel de disposer des pièces nécessaires pour effectuer les répartitions des actifs, garantissant ainsi un taux de service suffisant. Le taux de service étant : la demande qui est satisfaite que l'on divise par la demande totale. Cet indicateur permet d'évaluer la relation entre la demande et l'inventaire disponible. L'objectif est de tendre vers un taux de service, égal à un, afin d'optimiser la disponibilité des pièces et d'assurer un fonctionnement efficace du système de maintenance. Il est important de noter qu'il existe différentes mesures d'erreur qui calcule la différence entre la consommation réelle et la consommation prévue, c'est un aspect qui est développé dans une section suivante.

2.2 Stratégie et résultat de recherche

Dans le cadre de ce mémoire, une stratégie de recherche documentaire a été élaborée afin de réaliser une revue de littérature exhaustive. Le raisonnement ayant conduit à la définition de cette stratégie est présenté en détail. La base de données scientifique Scopus a été utilisée ; il s'agit d'une plateforme regroupant des articles de journaux évalués par des pairs, incluant des revues scientifiques, des ouvrages académiques et des articles de conférences.

2.2.1 Définition de la stratégie

Le premier objectif a été de réaliser une recherche regroupant le maximum d'articles pertinents et ensuite d'en dégager les plus intéressants pour notre cas d'étude. La stratégie est de repérer les thèmes ou les concepts qui se dégagent pour notre projet. Ces concepts sont regroupés dans un tableau ainsi que leur synonyme afin de faciliter la création de requêtes pour couvrir le maximum d'articles contenant ces notions. Les concepts étudiés sont présentés dans le Tableau 2.1.

Tableau 2.1 : Plan de concept

Prédiction	Nouvelle Pièce	Gestion de stock	Démarrage à froid
Predict*	New spare	Stock	No historical
Forecast*	New part	Inventory	Pre launch
	New component	Demand*	No data
	New product	Requirement	

Divers mots-clés ont été identifiés afin de mettre en évidence l'importance de la prévision pour les pièces de rechange nouvellement introduites. Les termes suivants : « *cold start* », « *new* », « *no historical* », « *no data* » retiennent notre attention. Le terme « *cold start* », a généré de nombreux résultats en lien avec le démarrage à froid de véhicules, ou encore le domaine de la communication, où il désigne une situation d'initiation d'un échange sans connaissance préalable du client. Ce terme ne s'avère pas couramment employé dans le contexte de la maintenance, mais a été mobilisé ici pour illustrer la problématique d'un nouvel article ajouté au catalogue, dont la consommation reste encore inconnue. Cela explique son absence dans les résultats spécifiques à la maintenance. Le mot-clé « *new* » a également posé un problème, car il est fréquemment utilisé dans des publications présentant de nouvelles approches méthodologiques dans le domaine de la prévision, plutôt que dans l'introduction de nouveaux articles. Afin de restreindre cette recherche uniquement aux pièces de rechange, ce mot a été associé au terme « *part* ». Si les deux termes avaient été dissociés, le résultat des recherches explose à plus de 2000 documents et ajoute du bruit dans les résultats de recherche. Enfin, la recherche a été élargie par l'ajout de mots-clés liés à la gestion des stocks aboutissant à la requête suivante :

(predict OR forecast*) AND ("new spare" OR "new part" OR "new component" OR "new product") AND (stock OR demand* OR requirement OR inventory) AND ((pre AND launch) OR (no AND historical) OR (no AND data))*

Plusieurs tentatives de requêtes ont été effectuées pour évaluer la pertinence d'une revue systématique dans le cadre de ce mémoire. Parmi elles, deux stratégies ont été testées, qui différaient uniquement par l'ajout du terme « data not available ». Cette modification a permis d'identifier un article particulièrement pertinent évoquant la problématique du démarrage à froid. Toutefois, elle a également considérablement élargi les résultats, passant de 30 à 779 articles, dont la majorité s'est révélée hors sujet après analyse. Ces essais successifs ont mis en évidence les limites d'une approche strictement systématique dans le contexte spécifique de ce travail, où la littérature est souvent dispersée entre différents domaines, et où les auteurs n'utilisent pas nécessairement les mêmes termes pour définir le contexte de démarrage à froid. Ainsi, une stratégie de recherche semi-systématique, combinant requêtes ciblées et sélection manuelle, a été privilégiée. Au terme de ce processus, 17 articles jugés pertinents ont été retenus, comme présenté dans le Tableau 2.2.

Cette section vise à analyser le contenu des différents articles sélectionnés lors de la phase de recherche. Dans un premier temps, les articles retenus sont présentés. Ensuite, dans une seconde partie, les objectifs de ces revues sont identifiés et examinés dans le cadre de notre recherche, afin de préciser leur apport dans le cadre de notre problématique.

Tableau 2.2 : Articles retenus

Référence	Titre	Source	Type de contribution
Marco Caserta et Luca d'Angelo (2024)	Intermittent demand forecasting for spare parts with little historical information	Journal of the Operational Research Society	Méthode de prévision sans historiques de consommation pour les pièces de rechange
R.M van Steenbergen et M.R.K Mes (2020)	Forecasting demand profiles of new products	Decision Support Systems	Méthode de prévision sans historiques de consommation dans la vente
Yun Dai et Jinghao Huang (2021)	A Sales Forecast Method for Products with No Historical Data	IEEE 6th International Conference on Cloud Computing and Big Data Analysis (ICCCBDA)	Méthode de prévision sans historique de consommation dans la vente

Tableau 2.2 : Articles retenus (suite)

Référence	Titre	Source	Type de contribution
Ashraf Afifi (2020)	Demand forecasting of short life cycle products using data mining techniques	Artificial Intelligence Applications and Innovations	Méthode de prévision sans historiques de consommation dans la vente
Qu Li et Zhao Yun Tian (2008)	The demand forecast of spare parts based on group technology	4 th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing	Méthode de regroupement par similarité et prédiction par similarité
Fatima Zohra Benhamida et al. (2021)	Demand forecasting tool for inventory control smart systems	Journal of Communications Software and Systems	Méthode de prévision sans historiques de consommation dans la vente (ClustAvg)
Der-Chiang Li et al. (2022)	New Product Short-Term Demands Forecasting with Boxplot-Based Fractional Grey Prediction Model	Applied Sciences	Modèle de simulation sans historiques de consommation dans la vente (fabricant d'équipement), utilisation du Grey Model
Saloni Agarwal et al. (2022)	Improving Bundles Recommendation Coverage in Sparse Product Graphs	Companion Proceedings of the Web Conference	Méthode de regroupement pour des produits qui n'ont pas d'historiques de consommation
Shravan Sajja et al. (2020)	Explainable AI based Interventions for Pre-season Decision Making in Fashion Retail	Proceedings of the 3 rd ACM India Joint International Conference on Data Science and Management of Data	Méthode de prévision sans historique de consommation dans la vente (habillement)
Isamu Watanabe et al. (2019)	AI-based demand forecasting for both reliable forecasting and efficient operation: Dynamic ensemble forecasting	Fujitsu Scientific and Technical Journal 55	Méthode de prévision sans historiques de consommation pour la vente

Tableau 2.2 : Articles retenus (suite et fin)

Référence	Titre	Source	Type de contribution
Sébastien Thomassey et Antonio Fiordaliso (2006)	A hybrid sales forecasting system based on clustering and decision trees	Decision Support Systems	Méthode de prévision sans historiques de consommation dans la vente
P. Goodwin et al. (2013)	The use of analogies in forecasting the annual sales of new electronics products	Ima Journal of Management Mathematics	Méthode de prévision sans historique de consommation dans la vente
Natalia Szozda (2010)	Analogous forecasting of products with a short life cycle	Decision Making in Manufacturing and Services	Méthode de prévision avec utilisation de produits similaires
Hakyeon Lee et al. (2014)	Pre-launch new product demand forecasting using the Bass model	Technological Forecasting and Social Change	Méthode de prévision sans historiques de consommation dans la vente (Méthode de Bass)
Fang-Mei Tseng et Tzu-Chun Lin (2015)	Forecasting of demand for new technology using data on analogies: The case of Long-Term Evolution mobile telecommunications in Taiwan	Portland International Conference on Management of Engineering and Technology (PICMET)	Méthode de prévision sans historiques de consommation dans la vente (méthode de Bass)
Hongli Yuan et Alexander A. Hernandez (2023)	User Cold Start Problem in Recommendation Systems: A systematic Review	IEEE Access 2023	Revue de littérature sur le problème de démarrage à froid dans les systèmes de recommandation
Kahn et Kenneth B (2014)	Solving the problems of new product forecasting	Business Horizons	Texte explicatif sur la prévision de nouveaux produits

La section suivante s'intéresse plus en détail au contenu des articles, afin de mettre en évidence trois concepts principaux : l'analyse de similarité entre éléments, la classification et les méthodes de regroupement des pièces de rechange, ainsi que la prévision des nouveaux éléments introduits.

2.2.2 Contexte des contributions retenues

L'objectif commun de tous ces articles est de proposer une stratégie pour atténuer le phénomène de démarrage à froid dans le contexte où les données sont limitées ou inexistantes. Les articles abordent ce problème de différentes manières en passant par la prévision basée sur la similarité ou bien des algorithmes d'apprentissage automatique. L'ensemble des articles sont regroupés dans le Tableau 2.3.

Tableau 2.3 : Contexte des contributions

Référence	Titre	Domaine	Cas d'étude	Méthode utilisée	Algorithme utilisé
Marco Caserta et Luca d'Angelo (2024)	Intermittent demand forecasting for spare parts with little historical information	Maintenance (Pièces de rechange)	Nil	Méthode de clustering par distance des attributs et des profils, classification	Demand forest et comparaison avec d'autres algorithmes
R.M van Steenbergen et M.R.K Mes (2020)	Forecasting demand profiles of new products	Vente	Simulé (synthetic data)	Clustering et Classification	K-means, random forest, quantile random forest
Yun Dai et Jinghao Huang (2021)	A Sales Forecast Method for Products with No Historical Data	Vente	Réel (vente de voiture 1444774 échantillons)	Méthode du produit le plus similaire	Nil
Ashraf Afifi (2020)	Demand forecasting of short life cycle products using data mining techniques	Vente (électronique)	Réel (253 produits)	Méthode de regroupement et méthode d'apprentissage	Clustering incrémental et classificateur d'induction de règles RULES-6

Tableau 2.3 : Contexte des contributions (suite)

Référence	Titre	Domaine	Cas d'étude	Méthode utilisée	Algorithme utilisé
Qu Li et Zhao Yun Tian (2008)	The demand forecast of spare parts based on group technology	Maintenance (pièce de rechange)	Nil	Clustering et similarité	Nil
Fatima Zohra Benhamida et al. (2021)	Demand forecasting tool for inventory control smart systems	Vente	Réel	Classification	ClustAvg
Der-Chiang Li et al. (2022)	New Product Short-Term Demands Forecasting with Boxplot-Based Fractional Grey Prediction Model	Vente	Simulé	Méthode cumulative du modèle de prédiction fractionnaire	Grey model
Saloni Agarwal et al. (2022)	Improving Bundles Recommendation Coverage in Sparse Product Graphs	Vente (électronique)	Réel	Graphe de similarité	GNN (reseaux neuronaux)
Shravan Sajja et al. (2020)	Explainable AI based Interventions for Pre-season Decision Making in Fashion Retail	Vente (textile)	Simulé	Importance des attributs et classification	XGBoost, CatBoost
Isamu Watanabe et al. (2019)	AI-based demand forecasting for both reliable forecasting and efficient operation: Dynamic ensemble forecasting	Vente	Nil	Modèle de décomposition d'attributs et modèle de régression	Nil

Tableau 2.3 : Contexte des contributions (suite)

Référence	Titre	Domaine	Cas d'étude	Méthode utilisée	Algorithme utilisé
Sébastien Thomassy et Antonio Fiordaliso (2006)	a hybrid sales forecasting system based on clustering and decision trees	Vente (textile)	Reel (285 produits)	Clustering et arbre de décision (classification)	K-means, arbre de décision et réseaux de neurones
P. Goodwin et al. (2013)	the use of analogies in forecasting the annual sales of new electronics products	Vente	Nil	Similarité des produits	Nil
Natalia Szozda (2010)	Analogous forecasting of products with a short life cycle	Nil	Réel	Méthode du produit le plus similaire	Nil
Hakyeon Lee et al. (2014)	Pre-launch new product demand forecasting using the Bass model	Vente	Réel (87 produits)	Méthode de Bass	MLR, k-NN, ANN, SVR, CART et GPR
Fang-Mei Tseng et Tzu-Chun Lin (2015)	Forecasting of demand for new technology using data on analogies: The case of Long-Term Evolution mobile telecommunications in Taiwan	Télécommunication	Réel (World Cellular Information Service)	Méthode de Bass	Nil
Hongli Yuan et Alexander A. Hernandez (2023)	User Cold Start Problem in Recommendation Systems: A systematic Review	Revue de littérature	Nil	Nil	Nil

Tableau 2.3 : Contexte des contributions (suite et fin)

Référence	Titre	Domaine	Cas d'étude	Méthode utilisée	Algorithme utilisé
Kahn et Kenneth B (2014)	Solving the problems of new product forecasting	Vente	Réel (informatique)	Nil	Nil

2.2.3 Analyse d'articles similaires

Parmi tous les articles analysant les similarités, il ressort qu'en identifiant des similitudes entre les caractéristiques ou les comportements des pièces connues et celles nouvelles introduites, il est alors possible d'atténuer l'effet de démarrage à froid dans les prévisions de demande.

Van Steenberghe et Mes (2020) introduisent deux concepts complémentaires : la similarité de caractéristiques et la similarité via la cohérence des ventes. Le premier consiste à rapprocher deux produits sur la base de leurs attributs techniques. Le second est un indicateur de cohérence des ventes dans le temps, mesurant l'écart entre les volumes vendus de deux produits. Si cet écart dépasse un certain seuil que l'on peut fixer, la cohérence est jugée insuffisante et cela signifie que les caractéristiques ne sont pas pertinentes pour considérer deux produits similaires. Les deux indicateurs doivent être satisfaits pour que la prévision fondée sur l'analogie soit pertinente.

D'autres auteurs se sont intéressés à des contextes particuliers. Szozda (2010) explore la prévision analogue pour des produits à cycle de vie court. Elle propose de comparer la forme des courbes de ventes ou leurs valeurs à l'aide de distances comme celle d'Euclide. L'ajustement temporel de la longueur des séries est également évoqué pour calibrer les courbes similaires. À l'inverse, Li et Tian (2008) classent les pièces de rechange par groupe technologique, partant du principe que des pièces similaires dans leur fonction technique ont des comportements de demande proches. Cette approche favorise la formation de clusters pour prédire la demande de nouvelles pièces à partir de groupes existants. En règle générale, l'objectif est de réaliser au sein d'une famille donnée des clusters d'articles similaires en termes de profils de consommation ou de vente, comme expliqué par Sébastien Thomassey et Antonio Fiordaliso (2006).

Plusieurs approches permettent d'évaluer la similarité entre les pièces. Certaines s'appuient sur des distances classiques telles que la distance euclidienne ou la distance de Manhattan sur des séries temporelles, tandis que d'autres utilisent des mesures plus spécifiques. Caserta et d'Angelo (2024) illustrent cela dans leur étude sur la prévision de la demande intermittente avec peu de données historiques. Les deux auteurs utilisent également le one-hot encoding et la distance de Hamming pour les attributs catégoriels. De leur côté, Dai et Huang (2021), et Tseng et Lin (2015) proposent une méthode fondée sur une similarité euclidienne pondérée, où les poids attribués aux caractéristiques peuvent être définis par l'utilisateur. Cette approche permet de moduler l'importance des attributs dans le calcul de similarité.

En résumé, l'analyse de similarité permet de rapprocher une pièce connue et une pièce nouvelle, en se basant sur des attributs communs et/ou des comportements de vente similaires. Toutefois, une question centrale se pose : comment effectuer efficacement cette analyse lorsque le nombre d'articles à comparer est très élevé, et que certaines pièces nouvelles ne disposent d'aucun historique de consommation ?

2.2.4 Classification et regroupement de pièces

La classification joue un rôle important dans le traitement d'un grand nombre d'articles. Elle permet de regrouper plusieurs éléments présentant des similarités, ce qui facilite leur gestion et simplifie les analyses par la suite.

Le regroupement de pièces de rechange repose sur l'identification de caractéristiques permettant de les classer en groupes. Ces caractéristiques varient selon le contexte, les objectifs de gestion des stocks et les besoins en prévision. Selon Watanabe et al. (2019), on distingue deux grandes catégories de caractéristiques : les caractéristiques statiques comme le prix, le poids ou le volume (Afifi, 2020), et les caractéristiques dynamiques, comme les consommations qui varient avec le temps. Les premières correspondent à des critères intrinsèques et descriptifs, tandis que les secondes se basent sur le comportement en fonction du temps.

Dans l'article de Thomassey et Fiordaliso (2006), les caractéristiques statiques sont utilisées comme des nœuds dans la construction d'arbres de décision. Ces arbres peuvent permettre de visualiser et de comprendre les relations entre les attributs et les profils de consommation. En outre,

comme le montrent Sajja et al (2020), l'importance relative de chaque attribut peut être déduite par sa fréquence d'apparition dans les décisions de l'arbre. Cette hiérarchisation des attributs facilite le regroupement des articles en fonction des facteurs influents sur leur consommation.

Pour constituer des groupes de produits homogènes, plusieurs auteurs (Steenbergen, Mes, Afifi, Thomassey et Fiordaliso) utilisent des techniques de segmentation telles que k-means notamment. L'algorithme k-means permet de regrouper les produits selon leur profil de demande, en supposant que des produits similaires ont des comportements de consommation comparables. Ainsi, connaître le profil de demande d'un produit représentatif (avec suffisamment de données) suffirait potentiellement à estimer celui des autres articles du même groupe.

L'algorithme k-means est connu pour son efficacité et sa simplicité. Sa spécificité est que l'utilisateur a nécessairement besoin de définir le nombre de groupes à créer. Pour faire ce choix, plusieurs indices peuvent être utilisés comme expliqué par van Steenbergen et Mes :

- L'indice de Davies-Bouldin, qui mesure le rapport entre la dispersion intra-cluster et la distance inter-cluster
- Le coefficient de Silhouette, qui évalue la cohésion d'un cluster et sa séparation par rapport des clusters voisins
- L'indice de Calinski-Harabasz, qui quantifie la compacité des clusters et la séparation entre eux.

Une fois les groupes définis, l'étape suivante consiste à réaliser une classification supervisée. Par exemple, Steenbergen et Mes (2020) utilisent l'algorithme Random Forest, réputé pour sa robustesse. Ils recourent également au Quantile Regression Forest, qui permet d'estimer un intervalle de prédiction en prenant en compte toutes les observations de chaque nœud de l'arbre. De son côté, Afifi (2020) explore un modèle inductif appelée RULES-6. Celle-ci repose sur une préparation des données, puis d'un k-means pour identifier les profils de vente, avant d'appliquer l'algorithme RULES-6 afin de construire un modèle de classification reliant à la fois les attributs descriptifs aux profils de consommation. Li et al (2022) proposent quant à eux une méthode adaptée à la prévision à court terme de nouveaux produits. Li et al (2022) s'appuient sur un modèle de Grey fractionnaire avec des boxplots. Ce modèle est conçu pour traiter l'incertitude et le manque de

données (caractéristiques des séries chronologiques à court terme). L'ajout des boxplots améliore la détection des tendances et, par conséquent, la précision des prévisions.

En résumé, le regroupement des pièces de rechange présente de nombreux avantages : il facilite la gestion des stocks et améliore la prédiction de la demande en s'appuyant sur les similitudes entre produits. Toutefois, cette méthode comporte également des limites. Le choix des critères de regroupement reste complexe, car il est difficile d'anticiper quels attributs influenceront effectivement la consommation. De plus, les caractéristiques dynamiques, telles que la durée de vie des articles, peuvent générer des comportements de consommations imprévisibles. Pour cette raison, les méthodes de prévision doivent être évolutives. Bien que la gestion des exceptions reste un défi, ces méthodes doivent progressivement compenser les effets du démarrage à froid.

2.2.5 Prévision de la consommation

Une fois les produits regroupés, l'objectif est de prévoir la consommation des nouveaux produits, une tâche particulièrement délicate en raison de l'absence d'historique. Plusieurs modèles ont été développés pour répondre à cette problématique, notamment dans le domaine de la vente.

Parmi eux, les articles de Goodwin et al (2013), Hakyoon Lee et al. (2014) et Tseng et Lin (2015) mettent en avant l'utilisation des modèles de diffusion, et plus précisément le modèle de Bass. Ce modèle repose sur deux aspects :

- Les innovateurs, qui adoptent un produit immédiatement après sa sortie
- Les imitateurs, dont le comportement est influencé par le choix des autres utilisateurs

Les coefficients de diffusion sont ajustables en fonction du comportement d'adoption observé pour chaque produit. Bien que performant dans le contexte de la vente, ce modèle n'est pas directement applicable dans le domaine de la maintenance, où les mécanismes sont différents. Dans une approche plus adaptée à la gestion des pièces de rechange, Benhamida et al (2021), dans leur article, examinent différentes catégories de méthodes de prévision, en particulier dans un contexte de gestion d'inventaire.

Ils distinguent trois types de méthodes :

- Les méthodes qualitatives, celles-ci reposent sur le jugement des experts, ce qui les rend particulièrement utiles en l'absence de données historiques. Elles sont couramment utilisées dans l'industrie, comme le confirment également Kahn et Kenneth (2014). Ces modèles s'appuient sur l'expérience humaine pour formuler des prévisions, notamment lors du lancement de nouveaux produits.
- Les méthodes quantitatives, il s'agit des méthodes statistiques classiques telles que : la moyenne simple, méthode naïve, lissage exponentiel, moyenne mobile ou encore les différents modèles ARIMA, ces techniques sont souvent utilisées comme référence de base pour évaluer la performance de modèles plus avancés. Elles sont simples à mettre en œuvre et offrent de bons résultats lorsque les séries temporelles sont à peu près stables.
- Les méthodes d'apprentissage automatique, ce sont des modèles plus complexes et ces méthodes sont explorées par des auteurs tels qu'Agarwal et al. (2022), Lee et al. (2014) ou Yuan et Hernandez (2023). Parmi les techniques utilisées, on retrouve : les réseaux neuronaux, les réseaux bayésiens, les régressions des k- plus proches voisins (k-NN) ... Enfin, un autre type de méthode hybride combine à la fois les méthodes statistiques traditionnelles avec ceux de l'apprentissage automatique. Ces modèles hybrides sont conçus pour améliorer la précision en s'adaptant à la complexité des données tout en conservant une structure pouvant être interprétable.

En conclusion, il existe une grande variété de méthodes de prévision, et leur pertinence dépend fortement du contexte dans lequel elles sont appliquées et de la quantité de données disponibles. Dans le cadre spécifique de la maintenance, les modèles statistiques et hybrides apparaissent comme les plus pertinents, car ils offrent un bon compromis entre simplicité, robustesse et capacité d'adaptation aux contraintes opérationnelles.

2.3 Analyse critique de la littérature

Dans cette section, nous mettons en évidence les limites des articles étudiés au regard de notre problématique spécifique, dans le but de dégager les modèles les plus adaptés à notre projet. Tout d'abord, sur les 17 articles de notre revue de littérature, seuls deux se rapportent directement au domaine de la maintenance : ceux de Caserta et d'Angelo (2024) et Li et Tian (2008). Les autres articles se concentrent principalement sur le secteur de la vente, un domaine aux enjeux différents.

Par exemple, la saisonnalité y joue souvent un rôle important, et les historiques de consommation sont généralement plus faciles à collecter et à exploiter que dans un contexte de maintenance.

Dans le domaine de la maintenance, un grand nombre de pièces ont des consommations irrégulières et souvent difficilement prévisibles surtout sur des petites flottes et sur des pièces qui ne se remplacent que très rarement. De plus, le peu de consommation rend difficile l'obtention de données représentatives. Le coût unitaire des pièces de rechange représente également un critère important à prendre en compte dans la gestion des stocks. Traiter des pièces coûteuses comme des consommables de faible valeur dans une stratégie de prévision peut conduire à des erreurs stratégiques très coûteuses. Cette problématique n'est pas vraiment abordée dans les publications étudiées. Une autre limite importante concerne également la stabilité des modèles proposés. Dans l'ensemble des articles analysés, les auteurs mettent en œuvre des méthodes de prévision en une seule itération. Aucune stratégie d'actualisation des modèles n'est proposée, ce qui soulève plusieurs interrogations : à quelle fréquence mettre à jour les modèles ? Comment adapter les paramètres au fil du temps pour suivre l'évolution des consommations ? L'absence d'approche incrémentale ou dynamique constitue une faiblesse notable, surtout dans un environnement où les conditions d'exploitation peuvent rapidement évoluer.

Concernant le problème de démarrage à froid, il est bien identifié dans la littérature, mais rarement quantifié de manière concrète. Aucun article ne propose de méthode rigoureuse pour évaluer l'intensité ou même l'impact d'un démarrage à froid, ni d'indicateur permettant d'en suivre l'évolution. Or, dans un contexte où certaines pièces sont entièrement nouvelles, il est essentiel de disposer d'outils de diagnostic pour évaluer la pertinence des prévisions.

Enfin, il convient de souligner que si de nombreuses méthodes de prévision reposent sur un volume important de données historiques, d'autres approches, comme celles basées sur l'avis d'experts, peuvent être utilisées en l'absence totale de données. Cependant, lorsque le nombre de pièces à analyser devient élevé, le recours aux avis d'experts devient difficilement envisageable. Cela soulève alors une question : comment les méthodes de prévision se comportent-elles lorsqu'elles doivent fonctionner avec peu de données disponibles ?

Les articles analysés n'explorent pas en profondeur la robustesse des modèles en contexte de faible volume de données, alors qu'il s'agit d'un défi majeur de notre étude.

2.4 Conclusion

À travers cette revue de littérature, nous avons mis en évidence l'importance des défis liés à la prévision des pièces de rechange en l'absence d'historique de consommation. L'objectif principal de ce travail était d'explorer de manière systématique les méthodes et modèles existant permettant de répondre à cette problématique spécifique, qualifiée de démarrage à froid. L'analyse a permis de dégager les forces et limites de chaque approche étudiée, en identifiant les contributions pertinentes ainsi qu'éléments qui n'ont pas été mis en lumière de la recherche actuelle. L'un des enjeux majeurs rencontrés lors de cette exploration a été l'accès partiel aux démarches détaillées dans certains articles, notamment en ce qui concerne le prétraitement des données, la formulation des algorithmes ou encore la mise en œuvre concrète des méthodes proposées.

Malgré certaines limites, les informations recueillies ont permis à notre analyse critique d'identifier des stratégies pertinentes dans un contexte de maintenance industrielle. Cette synthèse constitue ainsi un socle pour aborder le chapitre suivant, qui présente la méthodologie de recherche ainsi que les objectifs spécifiques du projet appliqué à notre étude de cas.

CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE DE RECHERCHE

Dans ce chapitre, nous allons détailler la méthodologie de recherche qui a guidé notre étude. Tout d'abord, nous présenterons les objectifs de recherche qui y sont associés. Nous finirons cette section par l'approche générale qui nous a permis d'y apporter des solutions.

3.1 Objectif de recherche

L'objectif principal est *d'améliorer la gestion des nouvelles pièces lors de la mise en service d'une nouvelle flotte d'autobus sans ou avec peu de données historiques*.

Afin d'accomplir cet objectif, nous allons procéder à la réalisation des sous-objectifs suivants :

- Développer une méthode permettant d'identifier les nouvelles pièces pouvant causer une immobilisation lors des premiers mois de l'intégration d'une nouvelle flotte d'équipement; et
- Mettre en place une stratégie de prévision adaptative de la demande pour les premiers trimestres pour les nouvelles pièces.

Les deux sous-objectifs ont été définis selon la méthode SMART (Spécifique, Mesurable, Atteignable, Réaliste et Temporellement défini). Le premier sous-objectif repose sur la capacité à identifier les pièces à risque en amont, grâce à des critères de criticité tels que la priorité, le coût, le délai de livraison et la similarité avec des pièces connues. Le nombre de pièces identifiées comme à risque peut être déterminé et comparé avec des données tests. L'objectif est atteignable en établissant des critères de risque et en classant l'ensemble des nouvelles pièces avant l'exploitation des nouveaux bus et cela reste réaliste étant donné qu'il est possible de s'appuyer sur des expertises techniques et ce dans un temps relativement raisonnable.

Le second sous-objectif implique le développement d'un modèle de prévision adaptatif, fondé sur l'intégration progressive des consommations observées. L'erreur est calculée entre la prévision réalisée et la demande réelle. Le modèle peut être mis en place grâce à des méthodes de prévision adaptatives et à une mise à jour trimestrielle.

3.2 Méthodologie de recherche

Ce projet de recherche nécessite une méthodologie adaptée aux besoins spécifiques du partenaire industriel. Pour ce faire, la méthodologie Design Research Methodology (DRM) proposée par Blessing et Chakrabarti (2009), est utilisée. Cette approche est particulièrement pertinente dans le cadre de projet de recherche appliquée qui implique un partenaire de recherche et pour évaluer les bénéfices des solutions proposées sans nécessiter une implantation complète. Cette démarche s'articule autour de quatre étapes : revue de littérature afin de clarifier notre recherche et d'avoir une vision sous plusieurs angles de notre problème, l'analyse du cas d'étude et de ses données afin de délimiter notre projet, la proposition de notre méthode pour répondre à la problématique, ainsi qu'une vérification sur le cas d'étude. Tout au long du projet, cette méthodologie sert de référence afin de garantir la cohérence entre les besoins, les contraintes et les propositions. La méthodologie est représentée Figure 3.1.

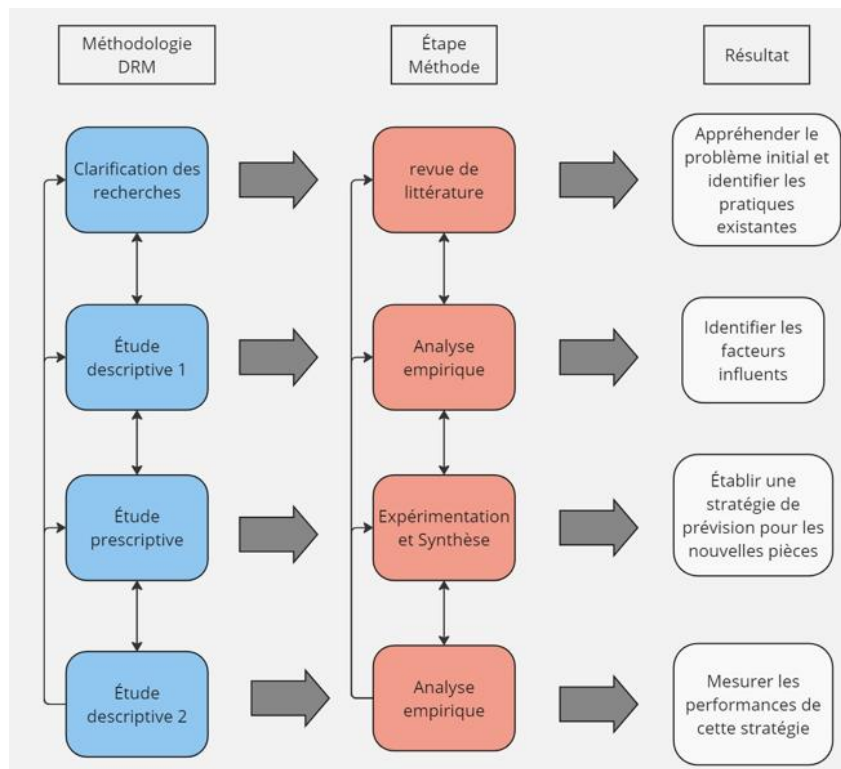


Figure 3.1 : Méthodologie DRM appliquée à l'étude

Les différentes étapes sont intégrées dans ce mémoire, la revue de littérature est réalisée dans le chapitre 2, l'analyse du cas d'étude et des données dans le chapitre 4, la proposition de la méthode est présentée dans le chapitre 5, et enfin, la mesure des performances de notre modèle sont disponibles dans le chapitre 6. Cette approche s'avère être la plus pertinente pour notre cas d'étude, car elle est structurée à la fois pour analyser le problème et concevoir une nouvelle solution adaptée et de la vérifier. Grâce à sa capacité à intégrer à la fois rigueur scientifique et flexibilité dans l'adaptation aux contraintes, la méthode DRM constitue le meilleur choix pour le développement d'un modèle. De plus, cette méthode propose une méthodologie d'intervention efficace.

3.3 Conclusion

La méthodologie DRM apporte une structure claire et rigoureuse à notre recherche, tout en assurant une cohérence constante entre les besoins industriels, les apports théoriques et les solutions proposées. Dans le chapitre suivant, une première étude descriptive sera menée pour contextualiser

précisément le projet, identifier les principaux enjeux industriels, et définir les limites opérationnelles dans lesquelles s'inscrit cette recherche.

CHAPITRE 4 ÉTUDE DESCRIPTIVE

Dans ce chapitre, le fonctionnement de l'entreprise ainsi que le cadre d'étude sont introduits. L'entreprise partenaire possède une flotte importante de bus thermiques et hybrides et souhaite renouveler son parc de bus en les remplaçant par des bus électriques. De ce fait, l'entreprise a besoin d'un nombre important de pièces de rechange afin de garantir la disponibilité des bus pour les usagers. Cette entreprise exploite, répare et produit un nombre important de pièces, il est alors crucial d'avoir des pièces disponibles dans les entrepôts stratégiques à tout moment afin d'éviter au maximum l'immobilisation des véhicules sans néanmoins surcharger les entrepôts.

Le fonctionnement de l'entreprise ainsi que le projet d'électrification de la flotte d'autobus sont présentés. Ensuite, l'étude des données est abordée de manière générale et dans le contexte précis de la mise en service des nouveaux bus.

4.1 Fonctionnement de l'entreprise (Division autobus)

Notre partenaire industriel dispose de nombreux centres de réparation, d'entrepôts et d'usines. L'entreprise possède deux principales divisions qui sont le métro et le bus. Dans le cadre de ce cas d'étude, l'attention est portée uniquement sur les bus.

L'entretien des bus, fait l'objet de la « Réparation des Autobus ». Il existe différents niveaux de divisions, le « mineur autobus », le « majeur autobus » et « l'entrepôt central ».

Le « mineur autobus » est responsable des « Petites réparations », qui inclue les opérations de pose et de dépose de composants, généralement des pièces peu volumineuses et fréquemment remplacées, telles que les freins, pneus, huiles, etc. Les bus nécessitant des réparations plus importantes sur des pièces majeures sont envoyés dans les centres « majeurs autobus ». Enfin, lorsqu'il faut remplacer des pièces particulièrement volumineuses et rarement changées au cours de la vie du bus, c'est vers « l'entrepôt central » qu'il faut se diriger, car c'est là que sont stockées ces pièces majeures.

4.2 Projet d'électrification

Notre partenaire industriel a pour objectif d'acquérir uniquement des bus électriques à partir de 2025 afin d'avoir un réseau entièrement électrifié pour au plus tard 2040.

En effet, depuis 2010, notre partenaire a pris l'engagement d'acquérir des bus électriques pour horizon 2025. Par la suite, en 2016, pas moins de 200 autobus hybrides sont déployés dans le réseau, peu de temps après 3 bus électriques à recharge rapide sont mis en service et c'est en 2019 que les premiers bus électriques à grande autonomie sont mis en circulation. Il est à noter que la technologie des bus électriques à grande autonomie s'avère plus appropriée pour l'électrification de l'ensemble du parc de notre partenaire industriel en raison de leur autonomie. Les premières commandes seront reçues courant 2025, suivies d'une intégration progressive de 140 bus électriques par an, permettant d'atteindre un réseau électrifié à 55% d'ici 2030 et à 100% d'ici 2040.

L'électrification du parc de bus représente une avancée avec de nombreux bénéfices. D'une part, pour la clientèle, les véhicules seront plus modernes et peuvent offrir un meilleur confort ainsi qu'une réduction notable de la pollution sonore, pour les usagers et pour les habitants des quartiers. Sur le plan environnemental, cette transition contribue à diminuer les émissions de CO₂ et améliore la qualité de l'air dans les villes. D'autre part, elle permet également de limiter la dépendance au pétrole tout en favorisant la création d'emplois dans les secteurs des énergies renouvelables, aidant ainsi une croissance durable et innovante.

Tout cela s'accompagne d'une transformation importante que ce soit au niveau de l'équipe, de l'affectation des véhicules, de la technologie de recharge, de la gestion des garages, de la sécurité, de l'entretien, etc. Le Bureau de la Transformation électrification est constitué de 3 grands pôles qui sont les Opérations, les Projets ainsi que les Parties Prenantes. Leur objectif est de faire cohabiter plusieurs types de bus sur la route et dans les centres de transport ainsi que la gestion de l'autonomie des bus. En effet, l'autonomie des bus électriques est plutôt variable et dépend grandement de la température, du relief, du nombre d'arrêts, de la vitesse, du poids du bus, etc. Ensuite, la partie Projet se consacre à l'acquisition et à l'intégration des bus électriques, à l'adaptation des capacités technologiques pour l'électrification et également à l'infrastructure. L'équipe est aussi chargée d'évaluer les coûts et de mener les études préalables au projet. Elle commence par analyser et planifier à une échelle réduite, afin de valider les choix techniques avant le déploiement à grande échelle. Elle assume également la responsabilité de l'ingénierie, de l'approvisionnement, de la gestion des travaux, ainsi que des modifications, agrandissements et

installations liés aux équipements électriques. Enfin, nous avons les parties prenantes et capacités qui regroupent les communications, les ressources humaines et les finances. Ce département accompagne le changement auprès des autres équipes touchées de près ou de loin par la transformation électrification. Ce qui suit constitue un résumé du Bureau de la transformation électrification, illustré dans la Figure 4.1.

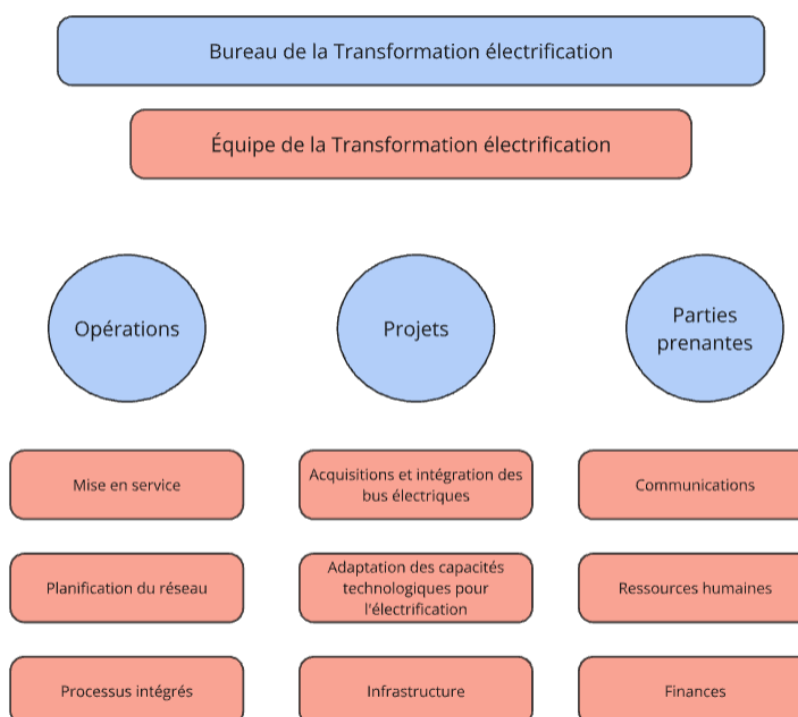


Figure 4.1 : Organisation du Bureau de la Transformation électrification

Pour résumé, grâce l'équipe de la transformation électrification, l'objectif de notre partenaire est d'ici 2025 d'acquérir des bus 100% électriques afin d'atteindre 0 émission de gaz à effet de serre à l'horizon 2040. Ce projet d'envergure met donc au défi ces équipes qui vont devoir s'adapter et notamment l'équipe d'ingénierie qui a pour objectif de déterminer une stratégie de prévision pour les nouvelles pièces de rechange.

4.3 Contexte de démarrage à froid

Dans le cadre du projet d'électrification, nous avons de nouveaux bus avec de nouvelles pièces de rechange, combien en commander et comment les gérer ? C'est l'équipe d'ingénierie qui s'occupe

de la stratégie de prévision pour les nouvelles pièces de rechange. Cette équipe notamment classe les nouvelles pièces qui vont arriver.

Les pièces sont classées en 4 priorités. La priorité 1 concerne les pièces qui sont changées régulièrement (entre 0 et 6 mois) comme les huiles, graisses, filtres, rétroviseurs, etc. La plupart de ces pièces sont disponibles en assez grandes quantités et sont assez facilement disponibles. Ensuite, les pièces de priorité 2 sont les pièces qui sont changées tous les 6 mois à 2 ans, les systèmes concernés sont les freins, les suspensions, les fenêtres, servo-direction etc. Ensuite, les pièces qui sont changées plus rarement tous les 2 à 5 ans environ, ce sont des pièces changées à des moments imprévisibles et il est difficile de prévoir leur consommation comme par exemple, la climatisation, la carrosserie, les afficheurs ligne etc. Enfin, les pièces qui sont changées tous les 5 ans et plus qui sont les pièces majeures du bus comme les essieux, la batterie, la transmission, etc. Les informations sur les priorités ont été regroupées dans le Tableau 4.1 :

Tableau 4.1 : Définition des sous-systèmes par priorités

Priorité	Type	Temps	Kilométrage	Systèmes
1	Très court terme	0-6 mois	0-30k	Huiles, graisses, filtres, siège chauffeur, portes, lumières, phares, miroirs, rétroviseurs, autocollants, bat 12V, essuie-glace, pneus, trousse secours
2	Court terme	6 mois- 2 ans	30k-120k	Freins, suspension, tuyauterie, fenêtre, servo-direction, rampe
3	Moyen terme	2-5 ans	120k-300k	Élément HT, essieu avant, climatisation, carrosserie, afficheurs ligne, roulements
4	Long terme	5 ans +	300k	Essieu arrière, batterie HT, transmission, différentiel

Les nouvelles pièces intégrées dans le catalogue et dans l'ERP de l'entreprise sont associées à des sous-systèmes. Chaque sous-système est associé à une priorité, aujourd'hui, un total de 231 sous-systèmes a été répertorié. Ces groupes de priorités servent principalement à l'équipe d'ingénierie pour déterminer les pièces qui doivent être traitées plus rapidement une fois l'intégration des nouveaux bus finalisée. Ils ont commencé par la priorité 1, puis 2, etc. De plus, les pièces déjà

existantes nécessitent un nouveau lot à la fiche article et aux gammes existantes. La stratégie est donc de commencer par étudier les articles de priorité 1 et cela se fait sous-système par sous-système. Concernant le stock initial, il y a environ 2% de pièce qui font l'objet de commande avant la mise en service des bus.

4.4 Étude des données de maintenance

Dans cette section, le processus de collecte des données ainsi que le processus de reconstitutions des données sont détaillés et un diagnostic est exposé.

4.4.1 Source de données

Les données proviennent du logiciel intégré « System Applications and Products in Data Processing » (SAP), il a été implanté de manière progressive au sein de l'entreprise partenaire à partir de 2015. C'est en 2019 qu'il a été étendu aux bus. Notre partenaire a également créé un l'outil regroupant des répertoires contenant des rapports et des tableaux de bord, cela donne accès à des applications permettant d'explorer des données dans un tableau croisé dynamique interactif avec Analysis.

4.4.2 Matrice de consommation

Dans un premier temps, une matrice de consommations de l'ensemble des articles a été récupérée pour la période de novembre 2019 à avril 2025. La consommation de l'ensemble des pièces est journalière. L'inconvénient de cette matrice est son poids et sa dimension, qui la rend difficilement exploitable avec des temps de calcul très long. Après quelques modifications, la matrice de consommation journalière a été convertie en matrice de consommation mensuelle qui est un bon compromis afin de voir les consommations de façon assez détaillée tout en ayant une vue globale assez rapidement. Par la suite, des filtrages successifs ont été appliqués, dans le but de restreindre l'analyse aux articles jugés pertinents et exploitables. Les premiers critères de sélection ont porté sur la nature des articles : seules les pièces de rechange ont été conservées, excluant ainsi les consommables, équipements neufs ou autres éléments non directement liés à la maintenance. En croisant ces informations, une matrice de consommation mensuelle avec uniquement les consommations d'articles correspondant aux bus est obtenue avec un total de 13 316 articles. Le Tableau 4.2 propose une représentation de la matrice de consommation finale que nous obtenons.

Les croix représentées indiquent que l'article n'est pas encore présent dans le catalogue à cette date-ci.

Tableau 4.2 : Matrice de consommation

Article	11-2019	12-2019	...	04-2024
1	0	3	...	9
2	0	0	...	4
3	2	21	...	75
4	X	10	...	0

Dans le cadre de notre problème, il a été nécessaire également de récupérer la liste des articles ayant causé une immobilisation par manque de stock. Les données représentant la liste des produits ayant induit une immobilisation pour chaque jour et par bus, ont été compilées.

4.4.3 Table de caractéristiques

Les caractéristiques des articles sont regroupées dans des tables qu'il est possible d'explorer dans l'ERP. L'objectif est de récolter le maximum d'information sur les articles et notamment leurs caractéristiques. Dans la section précédente, les articles ont été filtrés pour arriver à un total de 13 316 articles. Après avoir récupéré la liste de ces articles ainsi que leur description au travers de la table MARA. Les groupes d'articles ont également été récupérés grâce à la table MARA. Cependant, les groupes d'articles étaient sous la forme suivante, « BGEN02901 ». Il faut associer ce code à sa signification. Pour ce faire, la table T023 donne le groupe d'articles avec la description de ce groupe directement. Par ailleurs, ce qui pourrait être intéressant serait d'obtenir l'endroit où se situe l'article en fonction d'un sous-ensemble dans le bus. Cela permet de cibler plus facilement les parties du bus qui sont à prioriser par rapport à d'autres. De plus, des tables sont jointes afin d'arriver à obtenir un lien entre les articles et ce qu'on appelle un sous-système d'un bus. La liste des sous-systèmes du bus a été récupérée avec sa désignation correspondante. Dans la table PLMZ,

le groupe de gammes correspond au nom attribué au sous-système. À chaque groupe de gammes est associée une nomenclature. Une jointure entre les tables PLMZ et STPO, effectuée sur la base de la nomenclature, permet d'établir le lien entre cette dernière et les composants qui y sont rattachés. Une dernière jointure avec la table MARA, contenant les articles et leurs descriptions, permet finalement d'établir la correspondance entre les articles et les sous-systèmes associés au bus. Un exemple de Table de caractéristiques est donné en exemple dans le Tableau 4.3.

Tableau 4.3 : Table de caractéristique

Article	Désignation sous système	Description de l'article	Groupe articles
1	MOTEUR	Joint capteur de pression d'air ALE IS6542	Autres composants motopropulseurs
2	FREIN	Ressorts – Frein essieu AV132, L640	Autres composants frein
3	RETROVISEURS - EXTERIEUR	Vis TC 6PC M6 X 1.0 X 30 INOX	Visserie générale

De plus, le délai de livraison est extrait à partir de la table MARC. L'ensemble des informations sur le coût des articles sont obtenues à partir de la table EKPO.

4.4.4 Intégration de nouvelles pièces

Lors de l'intégration d'une nouvelle pièce, la pièce en question doit être référencée dans SAP. Pour ce faire, un formulaire de demande de création d'articles au catalogue doit être rempli. C'est ce qui est appelé le processus CMA, le demandeur doit remplir le type d'article, le secteur d'activité, la nomenclature, la ou les divisions et les magasins où la pièce est susceptible d'être utilisée. La raison

de création de l'article, la description technique, la série d'équipement sur laquelle la pièce est utilisée y sont également renseignées. Cette section est à remplir par le demandeur. Il existe une section achat qui correspond au délai prévisionnel de livraisons, taille minimale de lot, valeur, groupe de marchandise. L'onglet prévision de consommation renseigne le type de consommation (sur demande ou régulière), si la pièce a besoin d'être en stock, le profil de prévision. Enfin, une fois que le demandeur a rempli sa partie, il transmet la demande à la personne qui se charge de valider les nouveaux articles.

Le Tableau 4.4 compare les différentes stratégies d'intégration de nouvelles pièces que nous avons pu identifier dans la littérature et celle mise en place chez notre partenaire.

Tableau 4.4 : Comparatif de modèle d'intégration de nouvelles pièces

Thème	Comparaison	Partenaire	Littérature
1. Recherche de pièce par similarité	Identification d'articles à risque	Les pièces considérées à risque sont identifiées en fonction de la priorité d'intégration (priorité 1,2,3,4) et de l'impact sur le fonctionnement du bus.	Classement des pièces par groupe technologique, partant du principe que des pièces similaires dans leur fonction technique ont le même comportement. Li et Tian (2008)
2. Classification	Regroupement des nouveaux articles	Les pièces de rechange sont classifiées en fonction de leur système et sous-système.	Les pièces sont regroupées par profil de demande (Steenbergen, Mes, Afifi, Thomassey et Fiordaliso)

Tableau 4.4 : Comparatif de modèle d'intégration de nouvelles pièces (suite et fin)

3. Prévision de la demande	Méthodes de prévision utilisées	La prévision des besoins en pièces se base sur une intégration progressive et une planification des différentes vagues d'intégration des nouveaux bus. Les prévisions sont ajustées régulièrement en fonction de la demande et des retours de maintenance.	De façon générale et sur des données importantes, les méthodes d'apprentissage automatique sont les plus utilisées (Agarwal et al, Lee et al, Yuan et Hernandez)
	Adaptabilité des prévisions	À chaque fois qu'un problème est signalé	Nil
	Utilisation des données historiques	Les données historiques de consommation pour les nouvelles sont intégrées au fur et à mesure de leur utilisation dans les vagues d'intégration.	Les données historiques de consommation pour les nouveaux articles arrivent assez rapidement étant donné des nombres plus élevés de consommations dans le domaine de la vente.
	Gestion de stocks	Il n'existe pas ou très peu de stock initial avant l'intégration de nouveaux bus (environ 2% des nouvelles pièces).	Nil

4.5 Conclusion

Cette étude de cas met en lumière l'importance de connaître les caractéristiques des articles afin d'essayer de prévoir la consommation. Le projet d'électrification est un vrai défi pour notre partenaire, le fait d'électrifier 100% de la flotte d'autobus pour horizon 2040 pose beaucoup de questions sur la gestion du stock et l'arrivée des nouvelles pièces. Dans le chapitre suivant, le modèle proposé est détaillé et expliqué étape par étape.

CHAPITRE 5 MODÈLE DE GESTION DE STOCK EN CONTEXTE DE DÉMARRAGE À FROID

Après avoir exposé les enjeux rencontrés par le partenaire industriel, ce chapitre présente le modèle de gestion de stock en contexte de démarrage à froid. Elle est décomposée en plusieurs étapes, dans un premier temps, un prétraitement des données est effectué afin de filtrer, de réorganiser et normaliser les données. Ensuite, des groupes d'articles sont créés pour évaluer la nécessité ou non d'avoir ces articles en stock lors de l'intégration des nouveaux bus. Une fois que ce stock initial est déterminé, la consommation de l'ensemble des nouveaux articles est étudiée lors des premiers trimestres et une méthode de prévision adaptative est développée pour optimiser et ainsi atténuer les erreurs de prévision lors de la mise en service des bus.

5.1 Modèle général

Le modèle de gestion de stock dans le cadre d'un démarrage à froid est représenté à la Figure 5.1.

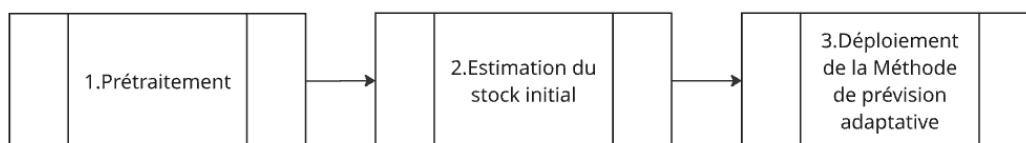


Figure 5.1 : Modèle de gestion de stock dans le cadre d'un démarrage à froid

Le prétraitement est une étape essentielle qui rend possible la réalisation des étapes 2 et 3 de notre stratégie. Le prétraitement permet notamment d'extraire les données depuis un ERP jusqu'à la réorganisation pour les étapes suivantes. Dans un second temps, le prétraitement, l'estimation d'un stock initial et le déploiement de la méthode de prévision adaptative sont développés à la Figure 5.2.

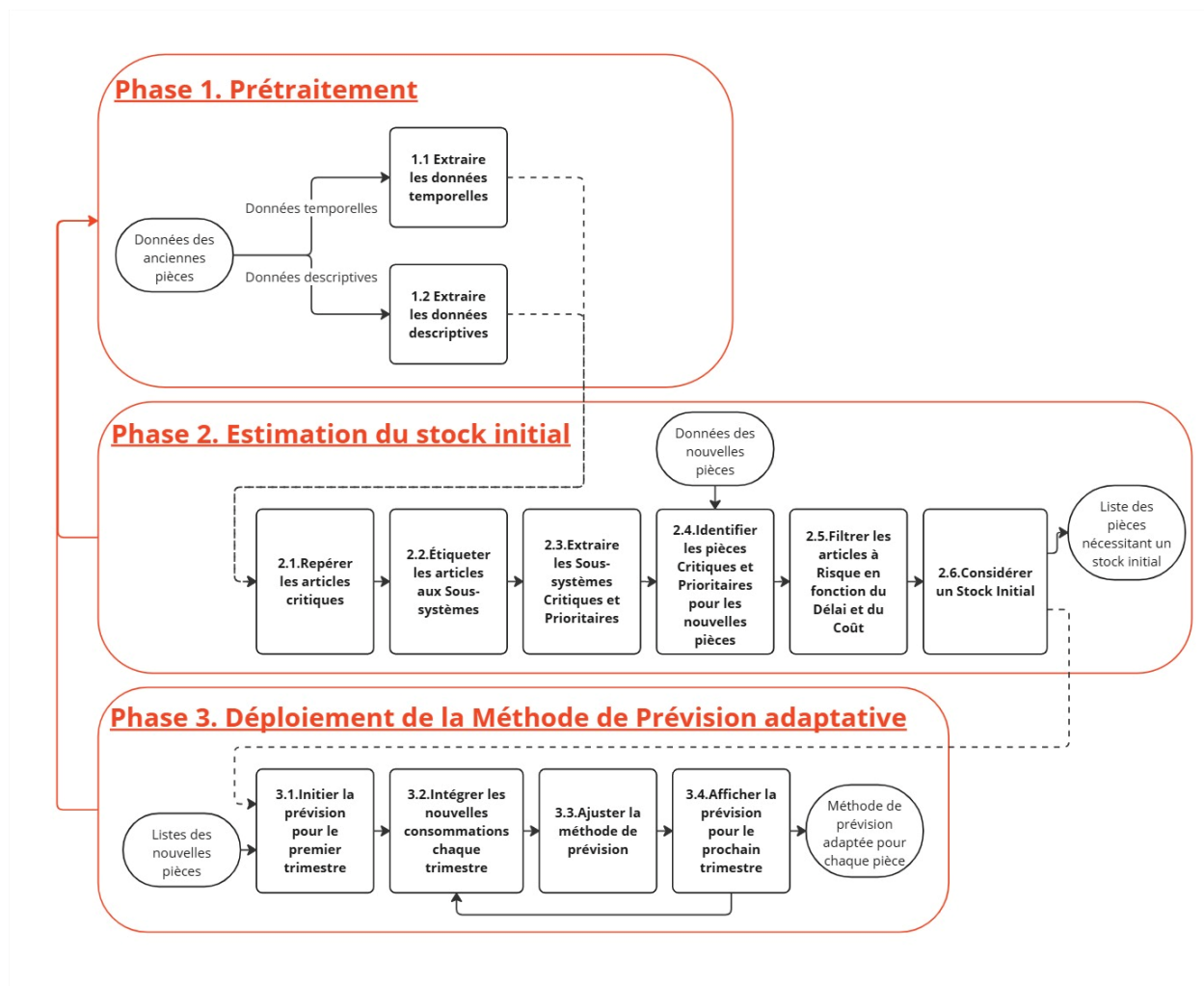


Figure 5.2 : Processus décisionnel de la méthode d'intégration d'une nouvelle pièce

La phase 1 est nécessaire pour réorganiser et filtrer les articles qui servent comme base de données. La phase 2 est réalisée avant la mise en service d'une flotte d'équipement pour anticiper une éventuelle demande au cours des premiers mois tandis que l'étape 3 commence uniquement à partir de la mise en service des nouveaux équipements. L'étape 3 vient après l'étape 2 dans le temps et sont indépendantes. Ces deux étapes sont complémentaires dans la stratégie d'intégration de nouveaux équipements dans une nouvelle flotte.

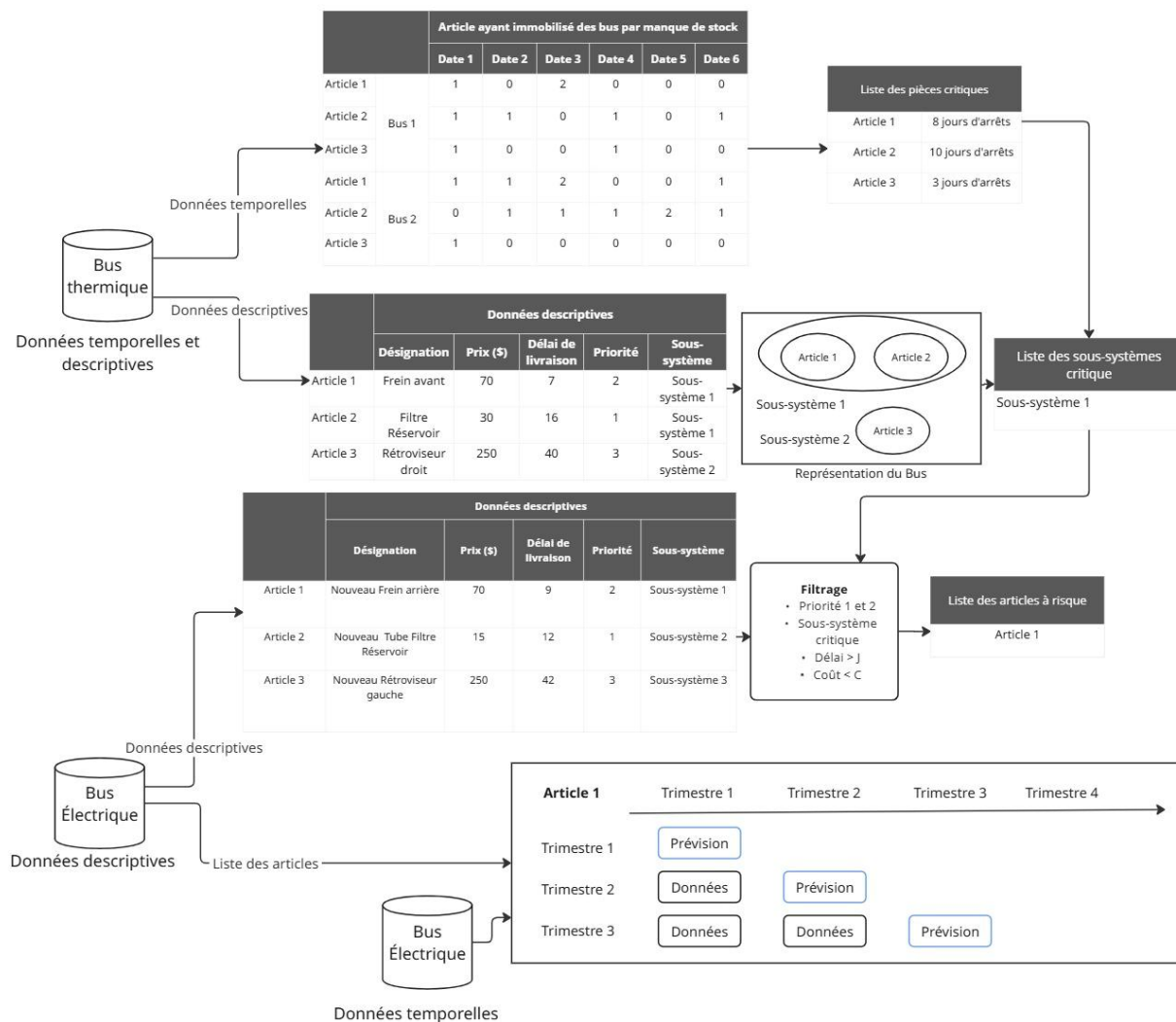


Figure 5.3 : Flux de données du modèle d'intégration de nouvelles pièces

Dans l'exemple de la Figure 5.3, une stratégie de gestion des pièces de rechange est présentée sous forme de flux de données. Une base de données regroupant les bus déjà en circulation, majoritairement des bus thermiques dans notre cas, sert de point de départ. Ces données sont regroupées dans des données à la fois temporelles et descriptives. Les données temporelles sont répertoriées dans une matrice, ce sont les articles ayant provoqué une immobilisation d'un ou plusieurs bus en raison d'une rupture de stock. Cette matrice constitue un indicateur pertinent pour identifier les articles critiques susceptibles de causer des arrêts. Toutefois, elle n'est pas exhaustive,

certaines articles n'y sont pas parce qu'ils n'ont pas encore causé d'immobilisation. Disposer d'une base de données suffisamment riche permettrait de mieux représenter les articles critiques, qui posent souvent un problème en matière de gestion des stocks. Toutefois, la représentativité de ces articles dépend fortement de la qualité et de la disponibilité des données historiques, ce qui reste un enjeu dans ce contexte. Ces articles sont ensuite classés selon leur impact, dans une liste priorisant ceux qui causent le plus d'immobilisation. Parallèlement à ça, des données descriptives comportant notamment la désignation, le prix, le délai de livraison, la priorité et le sous-système auquel appartient chaque article sont créés sous forme de table. Dans un premier temps, uniquement les sous-systèmes sont utilisés pour recréer chaque ensemble du bus comme l'indique le schéma de la représentation du bus. Plusieurs articles peuvent être dans un sous-système et plusieurs sous-systèmes peuvent avoir la même pièce également dans certains cas. Par exemple, dans la figure 5.3, le sous-système 1 contient les articles 1 et 2, tandis que le sous-système 2 ne contient que l'article 3. Une fois les articles associés à leurs sous-systèmes, on peut déterminer les sous-systèmes les plus critiques. Dans cet exemple, uniquement le sous-système 1 est retenu, comptabilisant en tout 18 jours d'arrêt contre uniquement 3 jours d'arrêt pour le sous-système 2. Les données passées ont permis d'établir la liste des sous-systèmes critiques. Par la suite, les données relatives à une nouvelle flotte de bus sont intégrées. Celles-ci comportent uniquement des informations descriptives, aucun historique d'immobilisation n'est encore disponible. Une table équivalente à celle des bus thermiques est construite, puis un filtrage est appliqué. Ce filtrage sélectionne les articles associés aux sous-systèmes identifiés comme critiques, ainsi que ceux appartenant aux priorités 1 et 2, qui correspondent à des articles remplacés fréquemment. Les priorités les plus faibles correspondent aux sous-systèmes à traiter au début de la vie d'une flotte de bus et plus les priorités sont importantes, plus on se tourne vers des sous-systèmes qui sont remplacés lorsque les bus ont plus de kilomètres. Les articles critiques et prioritaires sont appelés articles à risque dans notre étude. Les articles à risques présentent deux enjeux majeurs, le premier, un risque d'immobilisation du bus en cas de panne ou de pièce défectueuse et le second, un risque de défaillance dès les premières phases d'exploitation. Un autre critère déterminant est le délai de livraison, si un article est considéré comme à risques, mais avec une possibilité d'être livré par le fournisseur dans un délai rapide, il n'est pas nécessaire de l'avoir forcément en stock. Inversement, si un article a un délai de livraison relativement long, il est intéressant de l'avoir en stock pour

limiter l'immobilisation d'un bus par exemple. Le coût doit également être pris en compte, car une pièce qui est très dispendieuse doit être analysée par des experts afin de juger s'il est nécessaire ou non de l'avoir en stock. Pour ces critères, on analyse au cas par cas en fonction de l'article. Une fois ce filtrage réalisé, une liste des articles à risque est établie. Elle constitue la base des pièces à prévoir en stock lors de la mise en service d'une nouvelle flotte. Enfin la troisième phase de la méthodologie est mise en œuvre, le déploiement de la méthode de prévision adaptative commence une fois que la flotte est intégrée. Dans la Figure 5.3, le schéma du bas montre l'exemple pour l'article 1, l'axe des abscisses correspond à chaque trimestre de 1 à 4 dans le schéma et en ordonnée chaque trimestre correspond à chaque mise à jour itérative de la méthode. Pour chaque nouvel article, la même procédure est réalisée. Un recalibrage avec de nouvelles données est réalisé chaque trimestre. Le modèle se base sur l'erreur minimale chaque trimestre et réutilise la méthode de prévision qui minimise l'erreur précédente.

5.2 Phase 1. Prétraitement des données

Le prétraitement des données est essentiel pour pouvoir extraire des données exploitables dans le cadre de notre étude et ainsi récupérer les anciens éléments et les nouveaux. Le prétraitement correspond à la première étape de notre modèle représenté en Figure 5.4.

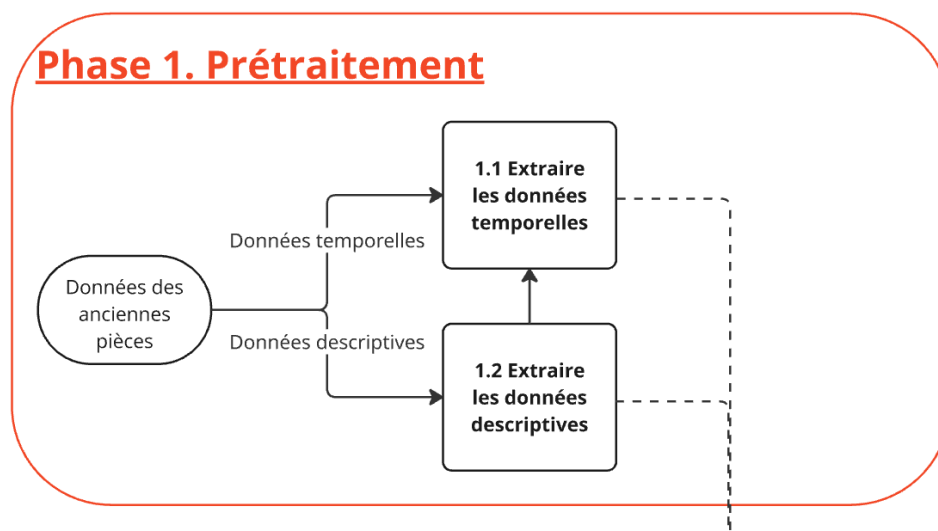


Figure 5.4 : Processus décisionnel du prétraitement

5.2.1 Données temporelles

Dans la Figure 5.4, la première étape de prétraitement des données est de construire les matrices temporelles. D'un côté, la matrice d'article ayant immobilisé des bus par manque de stock. Cette matrice est créée à partir d'une liste d'un relevé réalisé de manière régulière qui regroupe chaque bus immobilisé par manque de pièce ainsi que de la pièce qui manque. À partir de chaque bus, il est possible de remonter au type de bus, thermique ou électrique, et de garder uniquement les bus thermiques pour notre méthode.

D'autre part, la matrice temporelle des bus qui sont introduits est mise à jour tous les mois avec la liste des articles en fonction de leur consommation réelle agrégée mensuellement. Il est nécessaire de connaître la consommation par bus afin de séparer la consommation des bus thermiques et électriques. Les données intéressantes étant celles des bus électriques, pour analyser peu à peu les consommations de la nouvelle flotte.

5.2.2 Données descriptives

Concernant les données descriptives, les articles possédant des plans de maintenance ne rentrent pas en compte dans notre étude. Les articles possédant un plan de maintenance sont changés

régulièrement et les périodes de remplacement sont connues à l'avance. C'est pour cela que ces articles ne sont pas concernés par des problèmes de manque de stock. Ensuite, les pièces sont réorganisées en fonction de leur description, priorité, sous-système, prix et délai de livraison.

5.3 Phase 2. Estimation du stock initial

La Figure 5.5 met l'accent sur le processus décisionnel permettant d'estimer un stock initial. La méthode consiste à réaliser des actions de manière linéaire en entrant les données des consommations des articles connus en entrée et à les comparer avec les nouveaux articles pour enfin sortir la liste des pièces nécessitant un stock initial. L'ensemble de ce processus est réalisé avant la mise en service d'une nouvelle flotte avec de nouvelles pièces.

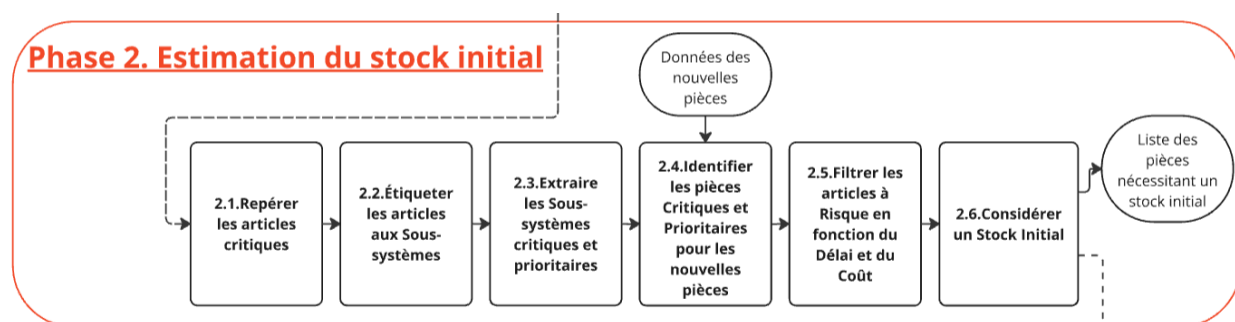


Figure 5.4 : Processus décisionnel du modèle d'estimation du stock initial

5.3.1 Repérer les articles critiques

L'étape 2.1 de la figure 5.5 est de repérer les articles critiques, c'est-à-dire les articles pouvant causer une immobilisation du bus. Pour ce faire, une table a été créée en récupérant la liste des pièces qui ont causé au moins une immobilisation par bus sur les 5 dernières années. Il suffit de compter le nombre de jours d'arrêts d'un bus dû à une pièce. Avec cela, une liste des articles classés dans l'ordre décroissant permet de mettre en évidence les articles causant le plus d'immobilisation.

Une méthode de traitement du langage naturel (NLP) a été exploitée pour évaluer la possibilité d'utiliser la méthode TF-IDF pour analyser les descriptions des articles. Cette description pourrait servir à rapprocher les anciens articles des nouveaux et étudier l'importance de certains articles. Ainsi, il serait plus aisé de trouver une similitude entre articles. Après avoir réalisé la méthode TF-

IDF sur les articles causant une immobilisation en mettant un poids sur le nombre de jours pour lequel un article immobilisé un bus. L'idée initiale était de raisonner directement à partir des mots plutôt que par sous-système, mais la diversité et le manque d'uniformité dans les noms d'articles empêchent d'obtenir des résultats fiables. Néanmoins, certains articles ressortent, mais il ne s'agit pas de références précises en raison de l'absence de normalisation des noms des articles lors de la création de ces derniers. Nous avons créé 2 listes avec les mots qui revenaient le plus souvent d'après cette méthode. L'ensemble des résultats ont été exposés dans le Tableau 5.1.

Tableau 5.1 : Classement des mots les plus importants (méthode TF-IDF)

Classement	Bus Thermique	Bus Électrique
1	Gicleur	Coussinet
2	Filtre	Filtre
3	Rétroviseur	Chauffage
4	Feux	Réservoir
5	Injecteur	Sonde
6	Frein	Servo
7	Coussinet	Cylindre
8	Routeur	Verrouillage
9	Siège	Piézoélectriques
10	Alarme	Avertisseur

Bien que certains mots ressortent pour tous les types de bus, ces mots sont trop génériques et ne permettent pas de donner une interprétation des résultats. Les descriptions des articles sont trop brèves et l'utilisation de NLP n'est peut-être pas le moyen le plus efficace de rapprocher des éléments similaires par la description. Cependant, cette méthode peut donner un rapide aperçu des éléments qui reviennent fréquemment, causant l'immobilisation de certains bus.

5.3.2 Étiqueter les articles aux Sous-systèmes

L'étape 2.2 de la Figure 5.5 pour estimer un stock initial est de se servir de la liste ordonnée des articles causant le plus d'immobilisation par manque de pièce. Chaque article est associé à son sous-système. Il est alors possible d'établir la liste des sous-systèmes critiques. D'une part, un sous-système peut avoir plusieurs articles, dans ce cas-là, tous les articles du sous-système considérés

comme critiques sont également considérés comme critiques. D'autre part, un article peut être dans plusieurs sous-systèmes, dans ce cas, l'article est associé au sous-système le plus critique par souci de précautions. Un classement des sous-systèmes à risques est établi avec le nombre de jours cumulés pour chaque sous-système.

5.3.3 Extraire les Sous-systèmes critiques et prioritaires

Un système de priorité par sous-système a été mis en place par notre partenaire. Avec un total de 231 sous-systèmes décrivant chaque parti d'un bus. Le Tableau 5.2 rappelle les différentes priorités existantes.

Tableau 5.2 : Définition des sous-systèmes par priorités

Priorité	Type	Temps	Kilométrage	Systèmes
1	Très court terme	0-6 mois	0-30k	Huiles, graisses, filtres, siège chauffeur, portes, lumières, phares, miroirs, rétroviseurs, autocollants, bat 12V, essuie-glace, pneus, trousse secours
2	Court terme	6 mois- 2 ans	30k-120k	Freins, suspension, tuyauterie, fenêtre, servo-direction, rampe
3	Moyen terme	2-5 ans	120k-300k	Élément HT, essieu avant, climatisation, carrosserie, afficheurs ligne, roulements
4	Long terme	5 ans +	300k	Essieu arrière, batterie HT, transmission, différentiel

L'étude se porte uniquement sur les priorités 1 et 2. Les priorités 3 et 4 correspondent à des éléments qui ont très peu de chances de casser ou d'être dysfonctionnels lors des premiers mois de la mise en service des bus. Les sous-systèmes correspondant aux priorités 1 et 2 sont retenus. Il suffit maintenant de trier la liste des sous-systèmes critiques classés par ordre décroissant, il est possible d'extraire uniquement les sous-systèmes ayant un score le plus élevé (dans notre étude, les 10 premiers sous-systèmes ont été sélectionnés). Il est important de noter que des articles considérés à la fois comme critiques et comme prioritaires sont appelés article à risque.

5.3.4 Identifier les pièces Critiques et Prioritaires pour les nouvelles pièces

Dans l'étape 2.4 de la Figure 5.5, les données des nouvelles pièces sont intégrées. Les nouvelles données ont uniquement des données descriptives, dont les sous-systèmes et les priorités. Cela est utile pour filtrer uniquement les articles à risques.

5.3.5 Filtrer les articles à Risque en fonction du Délai et du Coût

Dans l'étape 2.4 de la Figure 5.5, la liste des nouveaux articles à risque est établie. Cependant, il se peut qu'au sein de sous-système, des pièces très dispendieuses soient présentes. Dans ce cas, il faut réaliser une approche un peu plus fine. La Figure 5.6 représente la répartition du Prix moyen du catalogue d'articles connus. Il paraît évident que si une pièce coûte plusieurs milliers de dizaines de milliers de dollars, les experts doivent examiner la demande. Cela représente tout de même une minorité de pièces. De plus, l'histogramme est en échelle logarithmique, cela renforce le fait que la majorité des articles sont entre 0 et 1 000\$ dans la grande majorité des cas.

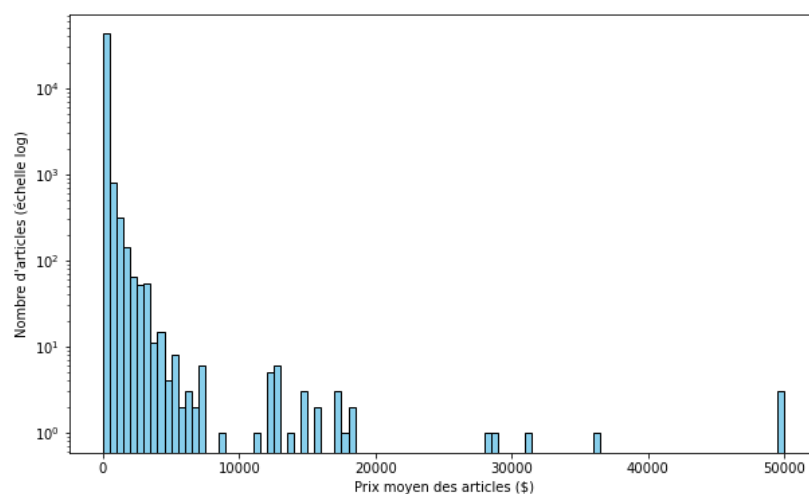


Figure 5.6 : Histogramme des prix des articles (échelle logarithmique)

Le délai est également un critère crucial. Habituellement, les entreprises de transport souhaitent avoir en stock les pièces de rechange qui ont des délais de livraison très longs. Dans la Figure 5.7, un histogramme représentant la répartition des délais de livraison moyens par articles en nombre de jours. L'échelle est logarithmique, cela signifie que la majorité des articles ont des délais de livraison entre 0 et 30 jours, mais qu'il existe des articles dont le délai de livraison est de plus de

30 jours. Cela peut impliquer une immobilisation de plus d'un mois pour un bus qui a une de ces pièces défectueuses.

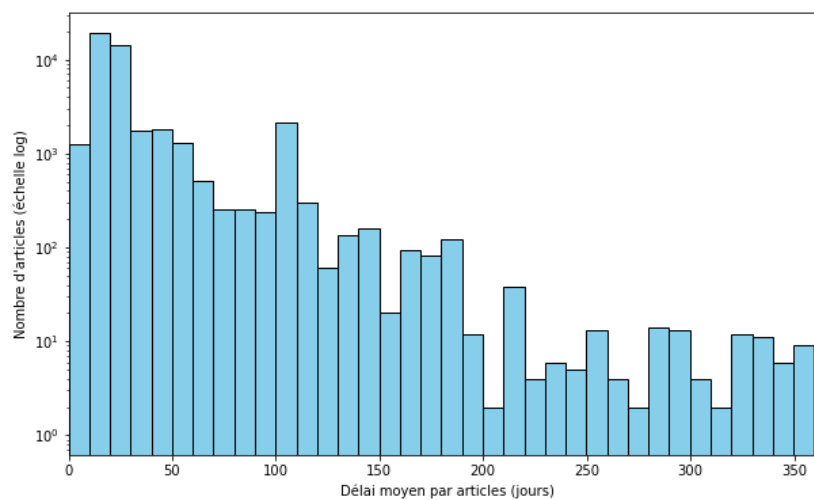


Figure 5.7 : Histogramme du délai de livraison moyen des articles (échelle logarithmique)

Par ailleurs, les articles dispendieux sont étudiés au cas par cas pour savoir s'il est nécessaire ou non de les avoir en stock. Pour donner une idée de la répartition des délais et des coûts, la Figure 5.7 représente la répartition des articles en fonction du délai et du coût.

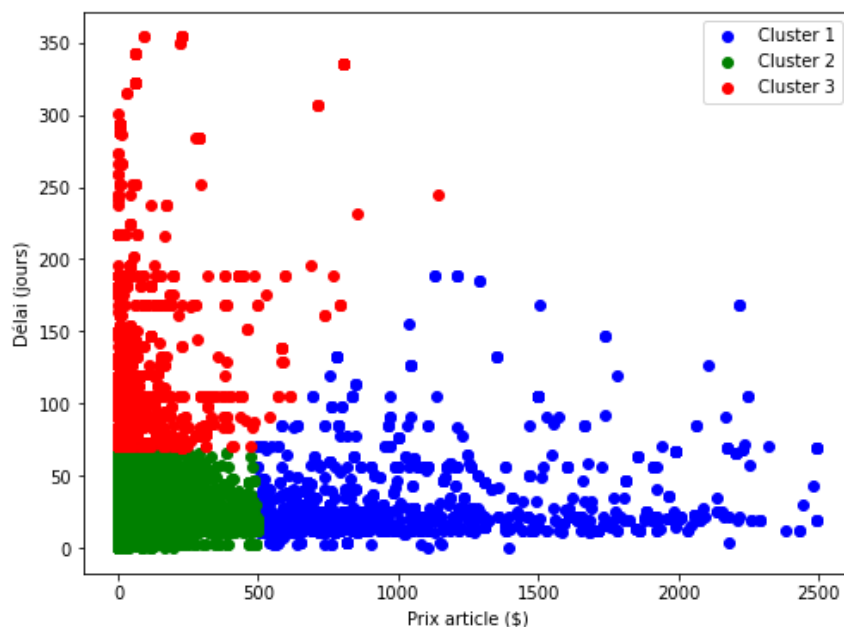


Figure 5.8 : Clustering K-Means : Prix vs Délai

Une méthode de clustering (k-means) a été utilisée pour classer les articles selon leur délai et leur coût. Le nombre de clusters est déterminé par la méthode du coude. C'est une technique qui permet de trouver les clusters optimaux de manière visuelle en traçant l'inertie en fonction du nombre de clusters pour repérer rapidement le « coude ». Dans notre cas, le nombre de clusters optimal est de 3.

Dans la Figure 5.8, on remarque que 3 groupes correspondent à 3 types de pièces. Les pièces bleues (cluster 1) correspondent aux pièces globalement coûteuses et dont il faut faire appel aux experts pour déterminer de la pertinence d'avoir de telles pièces en stock. Les pièces vertes (cluster 2) sont des pièces peu coûteuses et dont le délai de livraison reste faible par rapport aux autres pièces. Le cluster 3 correspond aux pièces peu coûteuses, mais au délai de livraison très important, dans ce cas, il est intéressant de les avoir en stock. Le bénéfice/risque reste très avantageux. Cependant, les clusters évoqués plus haut ne sont pas représentatifs et ont été définis à titre illustratif. Il en va aux experts de définir cette limite en fonction de la capacité de stockage et de la politique de gestion de stock, ces clusters sont donc amenés à changer.

5.3.6 Considérer un Stock Initial

Dans l'optique de minimiser le surstockage, on considère la flotte de bus déjà intégrée par rapport à la nouvelle flotte d'autobus électrique et comparée en proportion à celle-ci. Dans l'ensemble des cas, un seul élément était suffisant pour prévenir d'une potentielle rupture. Étant donné que notre étude porte sur un lot restreint d'environ 30 bus, contre près de 2000 pour l'ensemble de la flotte, l'hypothèse retenue a été de prévoir la commande d'un seul article dans la liste des pièces à risque. Ce choix a été effectué au prorata des consommations habituelles par sous-système.

5.4 Phase 3. Déploiement d'une Méthode de Prévision adaptative

Le déploiement de la méthode de prévision commence à la phase 3. Elle débute à partir du moment où la nouvelle flotte est mise en service. Dans un premier temps, les nouvelles pièces sont rentrées pour pouvoir intégrer les valeurs des consommations par la suite. Tout d'abord, le premier trimestre initie les prévisions, ensuite, les nouvelles consommations intègrent peu à peu l'historique des nouveaux articles pour ajuster la meilleure méthode de prévision chaque trimestre. L'ensemble de ce processus est détaillé dans la Figure 5.9.

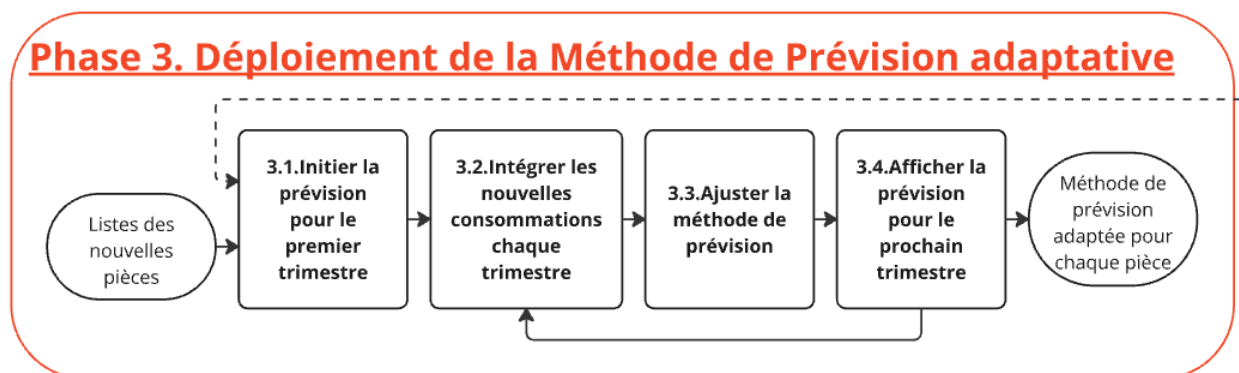


Figure 5.9 : Processus décisionnel sur le déploiement de la Méthode de Prévision adaptative

5.4.1 Initier la prévision pour le premier trimestre

Dans l'étape 3.1 de la Figure 5.9, une fois les nouveaux articles répertoriés pour la nouvelle flotte, l'hypothèse est faite que l'ensemble des nouveaux articles ne sont pas changés le premier trimestre.

Étant donné qu'aucune information sur la durée de vie des pièces n'est disponible et il est alors raisonnable de penser que les nouvelles pièces ne sont pas défectueuses lors du premier trimestre.

5.4.2 Intégrer les nouvelles consommations chaque trimestre

Les consommations sont découpées mensuellement, mais il a été choisi d'actualiser la méthode de prévision chaque trimestre. Afin de trouver un équilibre entre la réactivité et la stabilité des modèles. Chaque trimestre, les nouvelles données sont intégrées dans le modèle de prévision au travers d'une réactualisation de l'algorithme. Cette mise à jour est itérative et est répétée chaque trimestre jusqu'à la stabilisation de la meilleure méthode et des meilleurs paramètres. La méthode utilisée permet de réévaluer les prévisions à chaque période en incluant les dernières observations disponibles, ce qui améliore progressivement la précision du modèle.

5.4.3 Ajuster la méthode de prévision

Dans l'étape 3.3 de la Figure 5.9, l'ajustement de la méthode de prévision repose principalement sur le calcul de l'erreur entre la consommation réelle et la prévision. Cependant, il est essentiel de choisir la bonne mesure d'erreur. Il existe différentes mesures d'erreur pertinentes qui mettent en évidence différents aspects de l'écart entre la consommation et la prévision. Généralement l'erreur absolue moyenne (MAE), l'erreur quadratique moyenne (RMSE) ou encore MASE (Mean absolute Scaled Error) permettent de faire des comparaisons. Dans notre cas, le Tableau 5.3 regroupe différentes métriques avec différents critères comme la mesure à l'échelle pour pouvoir comparer plusieurs mesures entre elles. Ensuite, dans le cadre de notre étude, de nombreuses pièces sont changées à des intervalles longs et donc la consommation comportera de nombreux 0. L'unité de mesure d'erreur doit avoir la capacité de fonctionner en présence de demandes nulles. Il est également nécessaire que la mesure d'erreur prenne en compte si les prévisions sont sous-estimées ou sur-estimées afin de différencier les deux cas. Enfin, le résultat de la mesure doit être facilement interprétable afin de faciliter les analyses.

Tableau 5.3 : Critère de l'étude pour différentes mesures d'erreur

Mesure d'erreur	Mesure à l'échelle	Fonctionne avec des demandes nulles	Traite différemment les erreurs positives et négatives	Interprétable facilement
MAPE	X			X
sMAPE	X			
MAE		X		X
MASE	X			X
ME			X	X
sME	X		X	X
MSE		X		
RMSE		X		
MAD		X		X
R²	X	X		
GMAE				
AE		X		X
MAAPE	X	X		
sPIS	X	X	X	
sAPIS	X	X		
sMSE	X	X		
sMAE	X	X		X

Le résultat du Tableau 5.3 montre qu'aucune mesure d'erreur est capable de satisfaire l'ensemble des critères. Dans notre cas d'étude, la MAE est la mesure la plus couramment utilisée et la plus facilement interprétable. Cependant, les mesures ne sont pas à l'échelle. Les valeurs qui ont plus de consommations ont plus de risque d'avoir une MAE plus importante contrairement à des articles ayant des consommations plus faibles. Afin, de pouvoir comparer les différents articles, une mise à l'échelle est faite en divisant par l'ensemble des consommations. Cela est par définition la mesure d'erreur sMAE (Scaled Mean Absolute Error), c'est donc celle-là qui a été choisi pour calculer les erreurs de prévision dans la phase 3.

5.4.4 Afficher la prévision pour le prochain trimestre

Afin de fournir la meilleure méthode de prévision possible, une méthode hybride a été développée. Lorsqu'un nouveau jeu de données est intégré, chaque méthode de prévision est testée sur un horizon de 3 mois avec chaque paramètre qui minimise l'erreur. La meilleure méthode de prévision du trimestre passé sert à prévoir le trimestre d'après. L'hypothèse est la suivante : la meilleure méthode de prévision du trimestre passé a plus de chance d'être la meilleure au trimestre futur. Ensuite, au fur et à mesure, la meilleure méthode de prévision va se stabiliser et c'est peu à peu la fin du démarrage à froid. Les différentes méthodes utilisées dans la littérature sont les méthodes Arima, Croston et ses variantes, EMA, régression linéaire, moyenne mensuelle, moyenne simple, moyenne cumulative, et SES. L'ensemble de ces méthodes sont regroupés dans le Tableau 5.4 comparatif.

Tableau 5.4 : Comparatif de méthodes de prévision

Méthode	Intermittence	Avantages	Inconvénients	Horizon adaptatif
ARIMA	Non	Précision	Stationnaire	Oui
Croston	Oui	Adapté pour les séries avec des 0	Ne détecte pas les tendances	Oui
Croston (SBA)	Oui	Adapté pour les séries avec des 0	Ne détecte pas les tendances	Oui
Croston (TSB)	Oui	Réactif	Ne détecte pas les tendances	Oui
Hybride	Oui	Performance optimisée	Paramètres multiples	Oui
Hybride3	Oui	Robuste	Paramètres multiples	Oui
SES	Non	Simple	Pas réactif	Oui
Moyenne Classique	Non	Simple	Ne détecte pas les tendances	Non

Tableau 5.4 : Comparatif de méthodes de prévision (suite et fin)

Méthode	Intermittence	Avantages	Inconvénients	Horizon adaptatif
Moyenne Mensuelle	Non	Simple	Ne détecte pas les tendances	Non
Moyenne Cumulative	Non	Stable	Aucune adaptation	Non
EMA	Non	Réactif aux données récentes	Constantes entre les périodes	Oui
Régression Linéaire	Non	Tendance linéaire	Aucune sensibilité aux anomalies	Oui

5.5 Conclusion

Ce chapitre met en lumière les enjeux ainsi que les étapes réalisées pour élaborer une méthodologie répondant à nos objectifs. Le processus a débuté par un prétraitement des données, visant à définir des groupes d'articles afin d'évaluer la nécessité d'un stock initial et d'en estimer la quantité. Une fois les nouveaux bus mis en circulation, les données historiques sont progressivement intégrées pour proposer une méthode de prévision adaptée aux nouveaux articles. Toutefois, ce modèle doit être comparé à d'autres approches afin d'en évaluer les performances. Cette analyse est détaillée dans le chapitre 6.

CHAPITRE 6 RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

Dans cette section, la simulation et les résultats de la méthodologie proposée sont discutés. D'une part, la stratégie d'acquisition d'un stock initial est comparée à celle proposée par le partenaire. D'autre part, la méthode de prévision développée est comparée aux modèles utilisés dans la littérature.

6.1 Résultats

La méthodologie proposée a été testée sur les nouvelles pièces de la dernière flotte d'autobus de notre partenaire. Ce sont 30 bus électriques Newflyers, le premier étant arrivé le 21 novembre 2019 et les suivants étant arrivés courant mai 2021 jusqu'en octobre 2021. Les bus ne sont tous pas arrivés au même moment. La Figure 6.1 représente l'évolution du kilométrage de la première flotte d'autobus électrique en fonction de leur arrivée. Deux remarques peuvent être faites, la première est que deux bus sont à l'arrêt. Le premier le 40901 (bleu) semble avoir roulé jusqu'à fin 2021 et depuis 2025 n'a plus roulé. Il en va de même pour le bus 40907 (orange). La seconde est que globalement l'ensemble de la flotte suit la même courbe et cela signifie qu'elle est plus ou moins homogène et chaque bus a plus ou moins la même maturité. Les courbes d'évolution du kilométrage sont à peu près similaires et les bus ont commencé à rouler vers septembre 2021. Dans un premier temps, la méthodologie est appliquée sur la première année de la mise en service de la flotte et cela se fait sur 454 nouveaux articles propres aux bus électriques. Avant l'arrivée de cette nouvelle flotte pas moins d'environ 1900 bus thermiques et hybrides constituent l'ensemble de toutes les flottes. Lorsque l'on parlera de bus thermiques dans notre cas d'étude, cela inclura également les bus hybrides. Ce sont ces bus qui servent à déterminer le regroupement des articles nécessitant un stock initial pour la nouvelle flotte électrique.

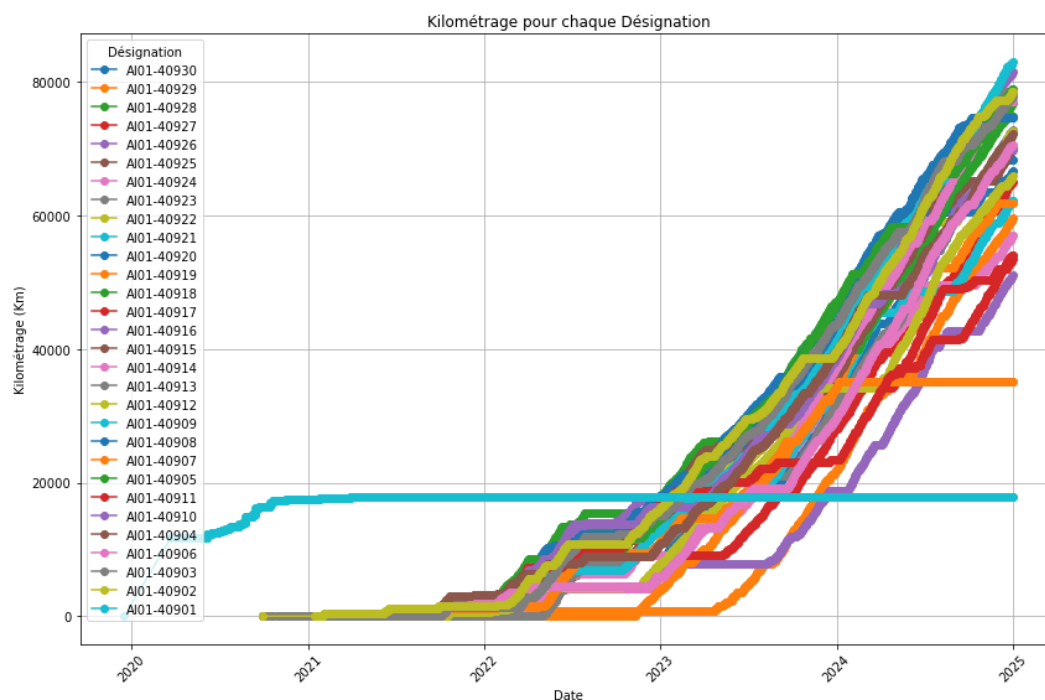


Figure 6.1 : Évolution du kilométrage de la première flotte d'autobus électrique en fonction de leurs arrivées

6.1.1 Regroupement des articles nécessitant un stock initial

Après avoir réalisé les étapes de préparation 2.1, 2.2 et 2.3 de la méthodologie, la Figure 6.2 regroupe les 10 sous-systèmes les plus représentés causant le plus d'immobilisation pour les flottes d'autobus thermiques pour les priorités 1 et 2. Les jours cumulés représentent les jours pour lesquels la pièce a immobilisé un ou plusieurs bus. L'historique utilisé pour dresser ce tableau couvre la période d'octobre 2019 à novembre 2023.

	Sous-système	Jours cumulés	Priorité
73	POS. CONDU. - SIEGE CHAUFFEUR	3667	1
0	CARROSSERIE AVANT	2601	1
12	CHAUFFAGE & VENTILATION	1620	2
46	FREINS AVANT	1513	2
92	SUSPENSION - ARRIERE	1511	2
54	GRAISSAGE CENTRALISE	1496	2
84	RAMPE	1423	2
53	FREINS PNEUMATIQUE	1403	2
43	FREINS ARRIERE	1369	2
59	PORTES - ARRIERE	1286	1

Figure 6.2 : Liste des 10 sous-systèmes causant le plus d'immobilisation pour la flotte des bus thermiques pour les priorités 1 et 2

454 nouvelles pièces sur les bus électriques ont été répertoriées. Sur ces 454 pièces, 152 sont considérés comme prioritaires (priorité 1 et 2). De plus, sur les 152 pièces prioritaires, 64 pièces ont été classifiées comme critiques. Cela signifie que sur les 454 nouvelles pièces seulement 64 articles sont nécessaires pour le stock initial. Avec une flotte de 30 bus, il faut compter environ 1 pièce par article, d'après nos estimations. Par ailleurs, les délais de livraison et les coûts ont été pris en compte. Par exemple, sur les 64 articles, 3 n'ont pas été sélectionnés. Le chauffage auxiliaire avec un coût moyen de 1 500 \$ appartient au type de cluster 1. L'ensemble de garniture de frein à disque possédant un délai de livraison moyen de 7 jours pour un coût de 122 \$ en moyen n'est pas vraiment nécessaire dans un stock étant donné son délai de livraison faible. Cet article appartient au type de cluster 2 développé dans la partie méthodologie. Le dernier article non sélectionné est le siège du poste conducteur avec un coût moyen de 600 \$, il appartient également au cluster 1.

La liste des 10 sous-systèmes est bien représentative des sous-systèmes à risque, et met en lumière notamment des problèmes pouvant être causés par des éléments non mécaniques (élément du siège conducteur, carrosserie avant, rampe, porte arrière) mais aussi des problèmes au niveau du système de freinage qui peuvent causer une immobilisation du bus (freins avant, freins pneumatiques et

freins arrière). Le chauffage et la ventilation d'un bus peuvent également impacter grandement le confort du conducteur et des passagers et entraîner une immobilisation du bus bien que le bus n'est pas de problème mécanique.

Une fois la liste des pièces utiles en stock déterminée, plusieurs résultats sont obtenus. Le Tableau 6.1 illustre, par exemple, le coût total des articles en stock, en négligeant le coût de stockage et en raisonnant uniquement sur le coût brut des articles. Le coût d'immobilisation est approximé par les experts à 300 \$ par jour et par bus. La proportion du taux d'immobilisation est calculée sur le taux de bus immobilisé par manque de pièce sur la totalité de la flotte. Un autre indicateur présenté est la durée cumulée d'immobilisation, calculé pour chaque scénario. Le tableau présente également, pour chaque méthode, le nombre d'articles en stock.

Tableau 6.1 : Résultats comparatifs

	Coût article	Coût immobilisation	Taux d'immobilisation	Durée cumulée d'immobilisation	Articles en stock
Sans stock initial	0\$	133 200 \$	4%	444 jours	0
Avec stock initial (Priorité 1 et 2)	6743 \$	118 500 \$	3.6%	395 jours	61
Avec stock initial (Priorité 1,2 et 3)	8241 \$	115 200 \$	3.5%	384 jours	82

Dans le Tableau 6.1, la méthode ne considérant aucun stock initial est comparée à notre méthodologie développée dans le chapitre 5. Une variante de cette méthode est également comparée pour vérifier si les priorités 1 et 2 sont les plus adaptées dans un contexte de démarrage à froid. Dans un premier temps, les résultats obtenus sont comparés à la méthode sans stock initial. En effet, dans notre cas d'étude, il n'a pas été possible de calculer un stock de sécurité dans les différents scénarios, les données n'ont pas été disponibles étant donné que ce sont des nouvelles

pièces. Ce manque d'information a, néanmoins, donné les approximations suivantes. On constate un gain de 7 957 \$ total en prenant en compte le coût d'immobilisation et des coûts des articles, cela est ramené à 30 bus ce qui peut paraître peu. Sachant qu'une intégration progressive est prévue chaque année à partir de 2025, à raison de 140 bus par an, afin de remplacer l'intégralité de la flotte composée d'environ 1900 bus. Le coût pour la première année et par flotte est d'environ 37 132 \$ si on ramène à 140 bus. De plus, la méthode s'affine également grâce aux premières flottes déjà en service, notamment sur des sous-systèmes pouvant poser un problème. Cela concerne en particulier les sous-systèmes liés à la propulsion électrique et aux composants spécifiques aux bus électriques, qui n'ont pas pu être identifiés par la méthodologie présentée au chapitre 5, mais qui le sont désormais grâce à un historique plus complet des bus électriques. Il est possible d'observer une immobilisation diminuée de 0.4 % ce qui peut, à première vue, paraître peu, mais en réalité représente une dizaine de bus ramenés à une flotte de 1900 bus. 10 bus en moins dans les garages représentent un gain de place, de logistique et laisse également la possibilité aux entretiens nécessaire et régulière pour les autres bus en désengorgeant les entrepôts.

Dans un second temps, il semblait nécessaire de comparer avec les articles de priorités 3 qui d'après les experts sont des sous-systèmes comportant des pièces amenées à être changées tous les 2 à 5 ans. Cependant, en ajoutant la priorité 3 afin de valider notre modèle. On s'aperçoit cette fois que 232 pièces sont considérées comme prioritaires sur les 454 pièces totales. Cela représente une augmentation de près de 80 articles. Parmi les 232 pièces prioritaires, 86 sont critiques, ce sont principalement des pièces des essieux, de l'habitacle, des sièges, et quelques composants électroniques également). On applique la même méthode de calcul des stocks et on obtient cette fois-ci plus un gain de 7 957\$ mais de 9 759 \$. Cela est tout à fait logique compte tenu du coût assez faible des pièces recensées et du coût important estimé de 300 \$ par jour et par bus immobilisés. Cependant, il est important de rappeler que notre objectif premier était de minimiser le surstockage tout en maximisant la disponibilité des pièces. Un juste-milieu doit être trouvé et les pièces de priorité 3 en surplus sont majoritairement volumineuses et prennent de la place dans l'entrepôt de stockage. Ce phénomène n'a pas été quantifié par manque d'information de coût de stockage, mais n'est pas à négliger. C'est pour cela que la méthode a été limitée aux priorités 1 et 2 qui sont principalement des pièces peu volumineuses. De plus, les lots minimums ne sont pas

disponibles et donc il est difficile d'estimer le coût réel d'un tel besoin en pièce. L'achat d'une seule pièce n'est pas vraiment représentatif dans ce contexte, mais illustre l'importance de constituer un stock initial lors du lancement d'une nouvelle flotte de bus d'un nouveau type, afin de limiter les risques d'immobilisation durant le déploiement.

6.1.2 Performance des modèles de prévision

Dans cette section, les performances du modèle dans la partie 3 de notre méthodologie sont comparées aux méthodes classiques. Dans un premier temps, étudions les différentes répartitions des consommations pour la flotte de bus électriques lors des deux premières années. Le Tableau 6.2 répartit ces consommations en 3 catégories.

Tableau 6.2 : Répartition des consommations au cours des deux premières années

Total d'articles	0 consommation	1 consommation	2 consommations et plus
454	44%	34%	22%

44 % des nouveaux articles n'ont eu aucune consommation au cours des deux dernières années. Cela met en lumière que près de la moitié des nouveaux articles n'ont pas été remplacés sur au moins un bus de la nouvelle flotte et pas moins de 34 % des articles ont été consommés une seule fois en 2 ans. Nous avons affaire à une consommation comportant beaucoup de 0 et il est délicat de trouver une méthode pour prédire une consommation future sans connaissance de durée de vie d'une pièce. Par conséquent, l'ensemble de ces pièces n'ont pas été étudiées. Il a été conclu qu'il n'était pas possible de prévoir la prévision des consommations pour 78 % des nouveaux articles. Intéressons-nous maintenant au 22 % d'articles consommés plus régulièrement. La méthode de prévision adaptative a été appliquée à cet échantillon et l'objectif est de calculer l'erreur de prévision pour chaque trimestre. Pour ce faire, l'hypothèse faite est la suivante : un article possède assez d'historiques de consommation lorsque l'erreur de prévision est inférieure à 10 % de l'erreur max de celle-ci et reste en dessous de cette limite. On dira que la méthode de prévision a convergé. Maintenant, le Tableau 6.3 représente le classement des méthodes de prévision en fonction de leur convergence.

Tableau 6.3 : Classement des méthodes de prévision en fonction de leur Convergence

Convergence/Trimestre	Classement	1	2	3	4	5	6	7	8 ou plus (pas de convergence)
Hybride	1	0	1	3	4	4	11	13	63
Moyenne mensuelle	2	0	1	3	4	4	8	9	70
Croston tsb	3	0	1	3	4	4	11	12	64
Hybride 3	4	0	1	3	4	3	10	12	66
Croston standard	5	0	1	0	6	3	9	11	69
Croston sba	6	0	1	0	6	3	9	9	71
Ses	7	0	0	4	1	4	5	12	73
Regression linéaire	8	0	0	2	3	5	4	11	72
Ema	9	0	0	1	5	4	6	11	72
ARIMA	10	0	0	1	5	3	8	12	70
Moyenne	11	0	0	1	4	5	3	11	75
Moyenne cumulative	12	0	0	0	0	0	1	1	97

L'échantillon étudié est de 99 articles au total. Un classement a été réalisé entre les différentes méthodes et les méthodes classiques. Une méthode hybride 3 a été ajoutée en vue de comparaison. Elle varie de la méthode hybride en prenant la moyenne des prévisions des 3 meilleures méthodes du trimestre précédent et non la meilleure méthode utilisée pour la méthode hybride. Le classement montre chaque convergence des articles par rapport à leur prévision et le classement est réalisé en fonction des meilleures performances. Les performances sont mesurées en nombre d'articles convergent le plus rapidement et ensuite, on regarde le trimestre d'après pour départager les méthodes égales et ainsi de suite. Afin d'illustrer les résultats, le Tableau 6.4 montre les graphiques de l'évolution des erreurs de prévision en fonction de différentes vitesses de convergence.

Tableau 6.4 : Graphique des erreurs de prévision en fonction de différente vitesse de convergence

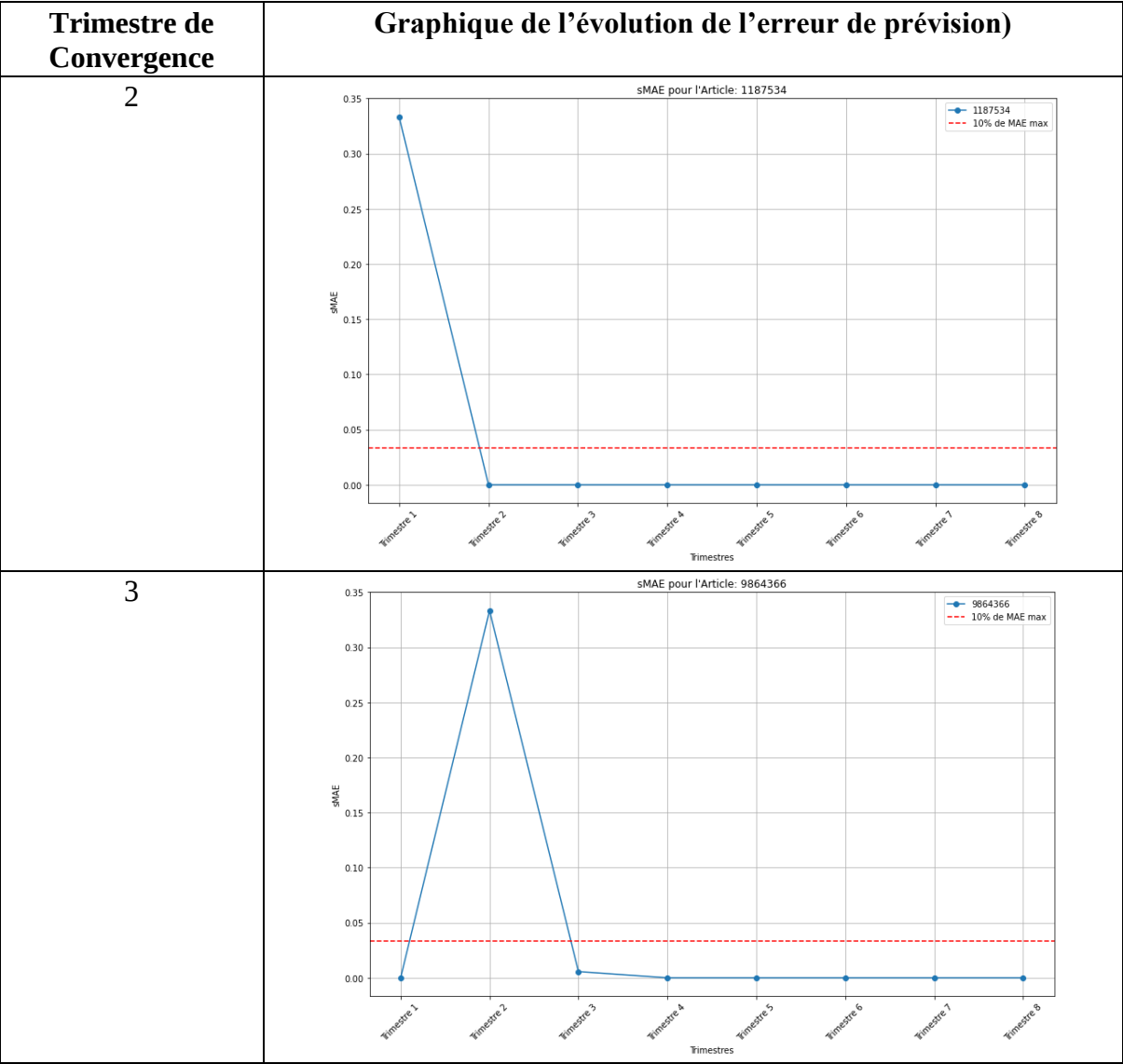


Tableau 6.4 : Graphique des erreurs de prévision en fonction de différente vitesse de convergence (suite)

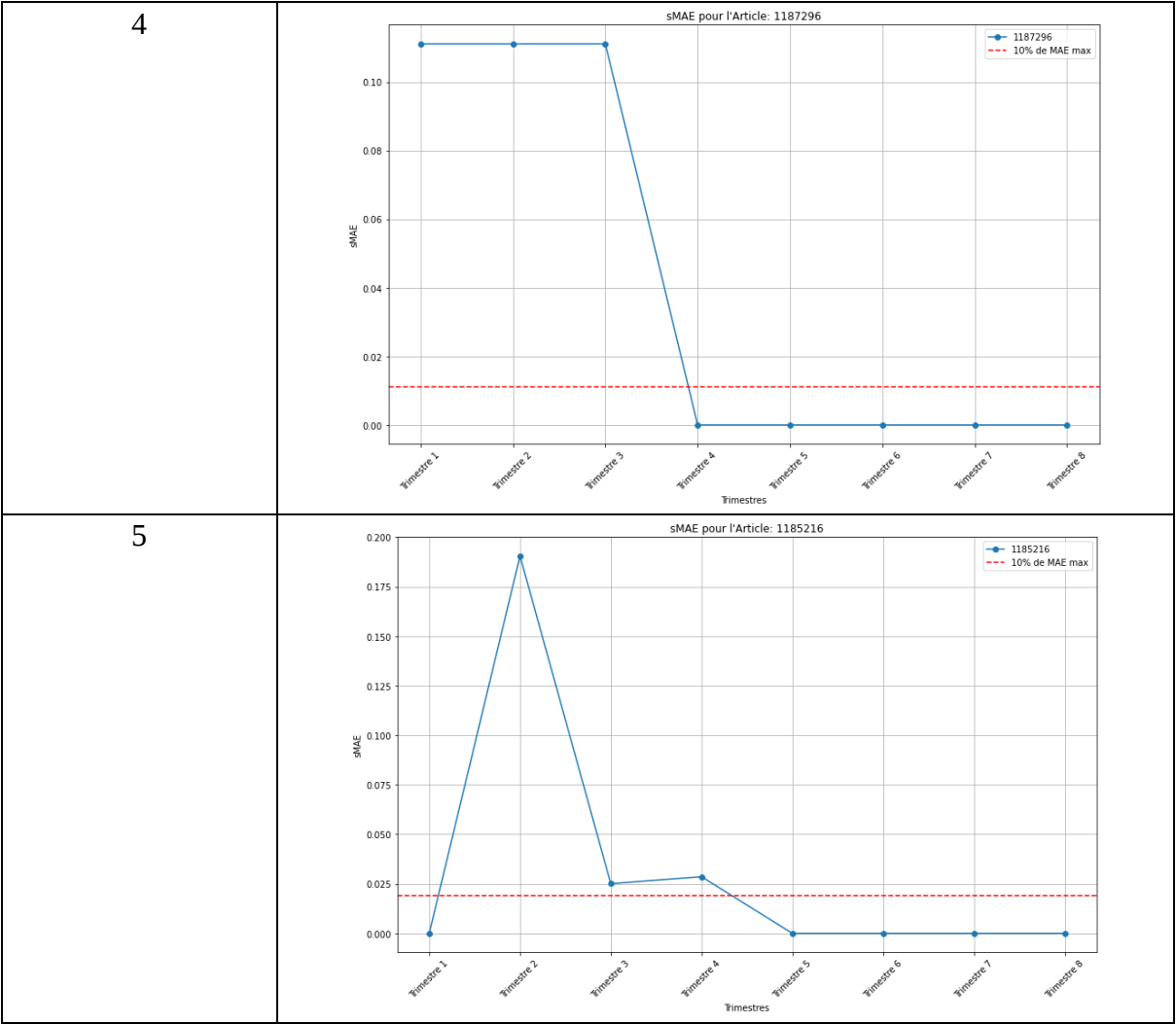


Tableau 6.4 : Graphique des erreurs de prévision en fonction de différente vitesse de convergence (suite)

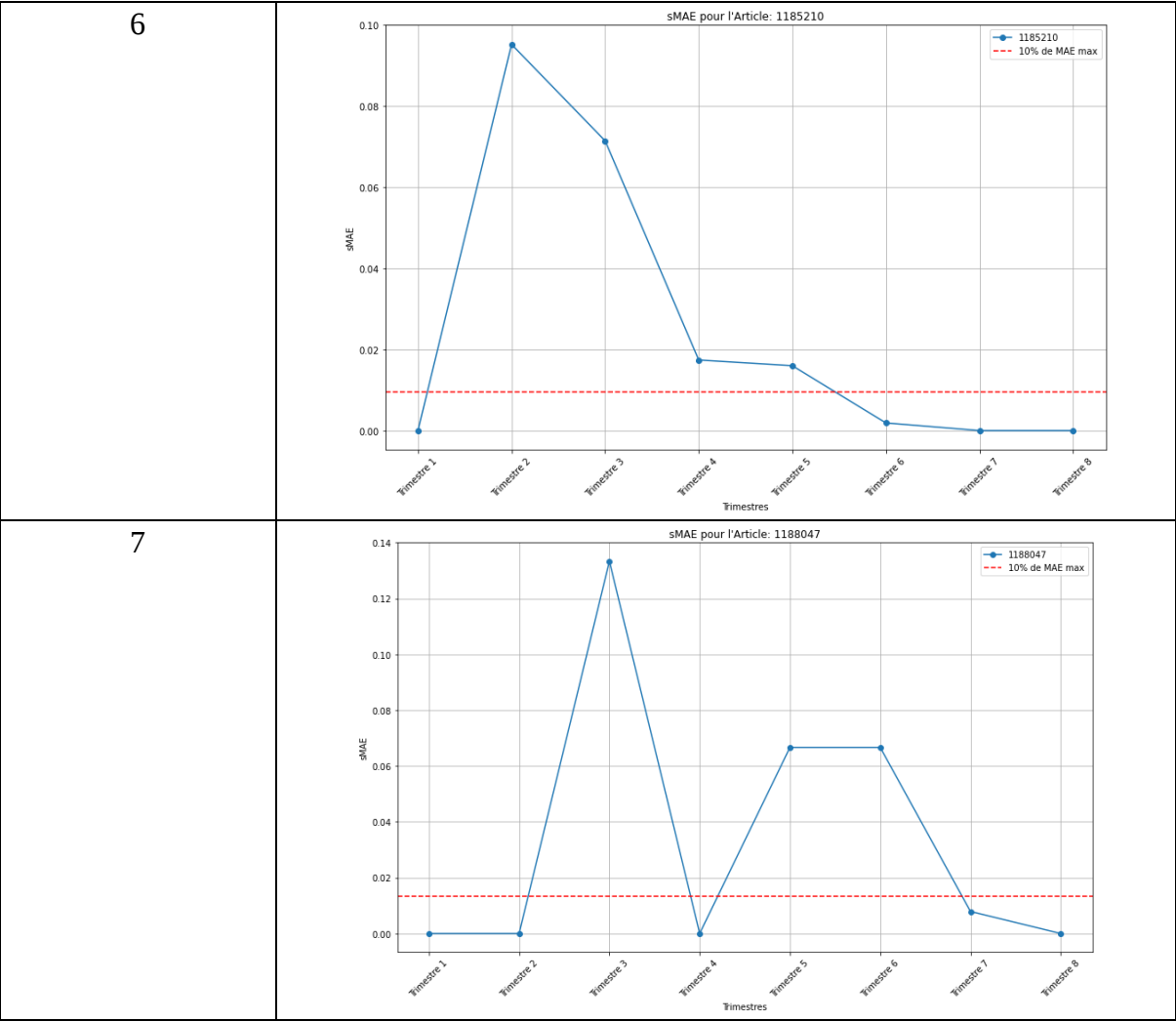
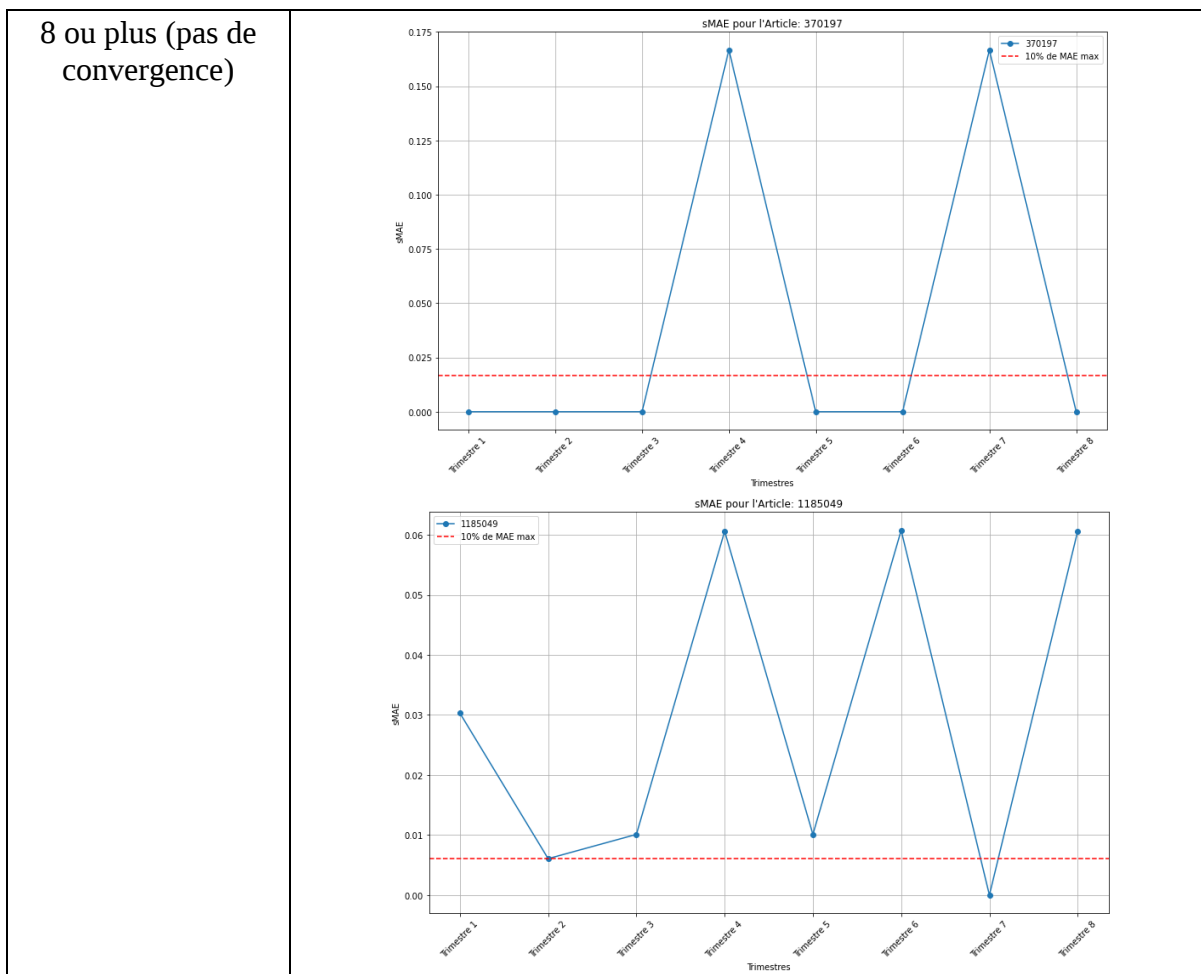


Tableau 6.4 : Graphique des erreurs de prévision en fonction de différente vitesse de convergence (suite et fin)



Lorsque l'on observe le nombre d'articles ayant convergé pour les 7 premiers, cela représente 8 % des articles totaux contre 14 % des articles qui n'ont pas convergé. Après 7 trimestres, plus de 36% des pièces ayant enregistré plus de 2 consommations ont convergé. Pour les articles n'ayant pas convergé, on remarque que les consommations sont intermittentes. Pour finir, il peut être intéressant d'étudier les articles qui correspondent aux convergences les plus rapides. Ces exemples sont regroupés dans le Tableau 6.5.

Tableau 6.5 : Exemples d'articles par vitesse de convergence

Trimestre	2	3	4	5	6	7
Articles	Biellette	Terminal, Joint étanchéité, Coupelle	Filtre entré Air, Interrupteur, Tube de vidange,	Disjoncteur,	Filtre Air	Cylindre, Gicleur, Batterie 12V

Ce tableau met en lumière les articles correspondant au Tableau 6.4. On remarque que les articles sont principalement des articles changés plutôt régulièrement au cours de la vie d'une flotte de bus. Ce tableau pourrait également servir à créer des plans d'entretiens pour prévenir des immobilisations éventuelles d'un bus.

6.2 Perspectives de déploiement chez le partenaire

Au cours de ce projet, plusieurs défis ont émergé concernant la gestion des consommations pour les bus thermiques et électriques, en raison du manque de données historiques spécifiques à la maintenance, contrairement à d'autres domaines comme la vente. En analysant les sous-systèmes, les trois sous-systèmes les plus représentés étaient classés en priorité 3 et sont propres aux bus électriques, le tout est répertorié dans la Figure 6.3. Les sous-systèmes prioritaires (1 et 2) ont été représentés en rouge, ce sont les sous-systèmes qu'on s'attendait à voir apparaître et en vert, ce sont les sous-systèmes de priorités 3 et 4 dont on ne s'attendait pas à voir dans cette Figure 6.3. Cela a remis en question l'efficacité du système actuel de priorisation pour la nouvelle flotte. Les deux premiers sous-systèmes sont propres aux bus électriques (alimentation auxiliaire des accessoires et le système électrique de charge haute tension). L'application de la méthodologie à la nouvelle flotte d'autobus, en comparaison avec la flotte déjà étudiée, améliore les prévisions grâce aux similitudes entre les sous-systèmes.

	Sous-système	Jours cumulés	Priorité
0	ALIMENTATION AUXILIAIRE DES ACCESSOIRES	52	3
7	ELEC. - SYST. CHARGE HAUTE TENSION	43	3
12	FENETRES - CHAUFFEUR	36	3
19	SUSPENSION - AVANT	36	2
15	GRAISSAGE CENTRALISE	31	2
5	DIREC. - SERVO-DIREC. - HUILE	30	1
1	CARROSSERIE AVANT	30	1
8	ELEC. - SYST. CHARGE HT. - BATTERIE	29	4
6	ELEC. - DIST. & CTRL. ELEC.	28	3
2	CHAUFFAGE & VENTILATION	23	2
18	RAMPE - CONTROLE	17	2
16	HAB. INT. - PANNEAUX INT.	14	4
13	FREINS ABS	9	2
14	FREINS ARRIERE	8	2
11	ESSIEU ARRIERE GAUCHE	7	3

Figure 6.3 : Liste des sous-systèmes causant le plus d'immobilisation

Par ailleurs, très peu de pièces ont été étudiées en profondeur due au filtrage et cela montre la nécessité de compléter le modèle avec des avis d'experts, mais cela permet de couvrir et de donner une idée des articles et des sous-systèmes à étudier en priorité et pourquoi pas remettre en question certaines priorités attribuées aux sous-systèmes ?

Dans cette optique, le partenaire industriel est en train de mettre en place un système intégrant le WMS (Warehouse Management System) afin d'améliorer la gestion logistique. C'est un système de gestion d'entrepôt qui permet de suivre et d'optimiser des opérations en temps réel. Elle améliore les activités de stockage et inclut un suivi de la gestion des stocks, du suivi des articles et de l'automatisation des processus logistiques. Cela permet sûrement d'affiner le coût de stockage des articles prédit afin de mieux évaluer la méthodologie par la suite.

6.3 Conclusion

Ce chapitre a présenté et discuté les résultats obtenus à partir de la méthodologie proposée pour la gestion des stocks et la prévision des consommations pour la flotte d'autobus électriques. L'analyse a montré que la mise en œuvre d'un stock initial pour les pièces à risque peut avoir un impact important sur la réduction des coûts liés à l'immobilisation. L'étude réalisée a également mis en évidence que le regroupement des pièces par priorités et par criticité a permis de mettre en évidence des problèmes de gestion sur certains articles. Par ailleurs, l'intégration de la méthode de prévision a montré qu'un certain nombre d'articles possèdent suffisamment de données pour prédire les consommations futures et que le contexte de démarrage à froid s'est atténué. Cependant, ce qui a pu être démontré est le fait que les consommations très irrégulières dans le temps autant par la fréquence que par la quantité des pièces de rechange; sont complexes à prédire sur la base unique d'historique de consommations. Dans le dernier chapitre, nous reviendrons sur l'ensemble des travaux réalisés en vue de comparer les objectifs avec nos résultats et de se questionner sur les perspectives des travaux produits.

CHAPITRE 7 CONCLUSION

Notre objectif de recherche principal était d'améliorer la gestion des nouvelles pièces lors de la mise en service d'une nouvelle flotte d'autobus sans ou avec peu de données historiques. Pour répondre à cet objectif, deux contributions majeures ont été développées : l'identification des nouvelles pièces critiques susceptibles d'entraîner une immobilisation dès les premiers mois d'exploitation, et l'élaboration d'une méthode de prévision adaptative permettant d'ajuster les besoins en stock trimestre après trimestre.

La mise en œuvre de ces contributions s'est articulée autour de trois phases. La première a consisté à un prétraitement des données issues de l'ERP. La deuxième visait à estimer un stock initial en identifiant les articles critiques, les rattachant à leurs sous-systèmes, puis en les mettant en correspondance avec les sous-systèmes jugés prioritaires. Enfin, la troisième phase a permis de déployer une méthode de prévision adaptative : une estimation initiale est faite pour le premier trimestre, puis réajustée trimestriellement selon les consommations observées, la méthode la plus performante étant sélectionnée à chaque itération. Les résultats finaux sont ensuite soumis aux experts pour affiner la stratégie de gestion des stocks.

Du point de vue opérationnel, ce projet contribue à améliorer la gestion du risque de rupture. En effet, 40% des sous-systèmes à risque de la nouvelle flotte d'autobus électriques ont pu être prédits en avance grâce à la comparaison avec les bus thermiques. Cette méthodologie permet non seulement d'identifier les sous-systèmes à risque, mais aussi de mettre en évidence ceux qui présentent le plus grand risque, les 10 premiers étant les plus significatifs dans notre étude de cas. Elle permet également de mieux comprendre les tendances de consommation des pièces, afin d'affiner les prévisions pour l'ensemble de la flotte.

Ce mémoire propose aussi une approche fondée sur un processus itératif, dans lequel chaque trimestre permet d'ajuster progressivement la meilleure méthode de prévision. À chaque étape, l'objectif est de réduire les erreurs de prévision. Après 7 trimestres, plus de 36% des pièces ayant enregistré plus de 2 consommations ont convergé, ce qui signifie qu'elles disposent désormais de suffisamment de données pour permettre la prédiction des consommations futures. Contrairement aux approches classiques, qui se basent sur des modèles de prévision statiques, notre démarche

ajuste la stratégie de manière continue avec la méthode la plus efficace en tenant compte des variations réelles de consommation et des feedbacks des experts. Cette flexibilité est particulièrement cruciale dans le cadre du démarrage à froid des nouveaux autobus, où les données historiques sont insuffisantes. La méthode introduit également un critère de similarité permettant de rapprocher des pièces nouvelles de sous-systèmes connus, ce qui facilite leur intégration dans la stratégie de gestion. Cependant, ce critère n'a pas fait l'objet d'une évaluation. Comme la stratégie d'intégration de notre partenaire est d'intégrer différentes flottes chaque année d'environ 140 bus, en ajoutant un stock initial, un gain d'environ 37000 \$ serait réalisé en passant d'un taux d'immobilisation de 4% par manque de pièces de rechange à 3.6%. L'intégration progressive permet ainsi d'ajuster les sous-systèmes à risque lors de l'intégration des nouvelles flottes chaque année, et ce, de manière itérative. Chaque flotte présente un niveau de maturité différent, ce qui facilite la création de modèles en s'appuyant sur les flottes précédentes.

Au cours de l'étude, des limitations ont été relevées à certaines étapes. Premièrement, dans le prétraitement, le choix d'une matrice de consommation sous forme mensuelle est un choix d'agrégation qui essaie de trouver le juste milieu entre précision et une vue plus globale. De plus, lorsque les sous-systèmes à risque sont déterminés, on a vu que seulement les sous-systèmes les plus représentatifs ont été retenus. Cette sélection repose sur un compromis entre la minimisation du stock et la maximisation de la disponibilité. L'estimation du coût du stockage n'a pas été vraiment possible à cause du manque de données, mais le sera dans les prochains mois grâce à la nouvelle implantation d'un WMS. Dans ce contexte, le stock initial n'a pas été calculé selon les méthodes classique en prenant en compte la demande prévue et le délai de livraison, en raison de l'absence de données de consommation au moment du lancement. Il a donc été estimé à partir de critères de criticité et de priorité, en s'appuyant sur les informations disponibles. Cette démarche s'adapte en situation de lancement, où les historiques sont souvent indisponibles ou peu représentatifs.

Par ailleurs, l'hypothèse de la consommation nulle pour le premier trimestre constitue un paramètre qui n'a pas été étudié en profondeur. La méthode est basée sur la réaction lors d'erreur de prévision et donc doit attendre qu'il soit une erreur pour affiner la méthode. Enfin, dans le domaine de la maintenance, les volumes de consommation sont très faibles, ce qui rend difficile la prévision de

la consommation future à partir des données passées. D'autres informations sont nécessaires afin de prédire la consommation future comme la durée de vie, souvent renseignée dans les fiches techniques des pièces.

La plus grande faiblesse de la méthode est de ne pas prendre en compte les nouveaux composants et c'est ce qui a causé le plus d'immobilisation dans notre cas pour les bus électriques (composante électrique). La méthode est basée uniquement sur les anciens sous-systèmes, ce qui peut déjà simplifier le travail des experts. Il est donc nécessaire de nuancer la notion de nouvelles pièces, car seulement les pièces des sous-systèmes similaires entre bus thermiques et bus électriques ont pu être identifiées. La méthode permet donc d'anticiper partiellement la demande, en s'appuyant sur des pièces connues, mais devra être enrichie pour mieux intégrer les composants totalement nouveaux. Elle présente toutefois l'intérêt de pouvoir être répétée à chaque vague annuelle d'intégration et de s'adapter progressivement aux nouvelles flottes.

Ces recherches ouvrent la voie à des pistes de futures pistes d'exploration. L'identification anticipée des articles à risque peut non seulement améliorer la gestion des stocks, mais aussi servir de fondement à la mise en place de plans de maintenance ciblés. Une telle évolution permettrait de passer progressivement d'une logique de maintenance curative, souvent coûteuse et réactive, à une approche de maintenance prédictive, plus efficace. L'intégration d'indicateurs de fiabilité et de modèles d'apprentissage automatique pourrait enrichir cette démarche et optimiser la disponibilité des véhicules sur le long terme.

RÉFÉRENCES

Adam, L (2024). Valorisation des données de maintenance extraites d'un ERP : Développement d'un modèle utilisant l'intelligence artificielle pour la prédiction des consommations. *Mémoire de maîtrise Polytechnique Montréal*

Afifi, A. (2020). Demand Forecasting of Short Life Cycle Products Using Data Mining Techniques. *Artificial Intelligence Applications and Innovations*, 151-162

Agarwal, S et al. (2022). Improving Bundles Recommendation Coverage in Sparse Product Graphs. *Companion Proceedings of the Web Conference 2022*, 1037-1045. <https://doi.org/10.1145/3487553.3524715>

Benhamida, F et al. (2021). Demand forecasting tool for inventory control smart systems. *Journal of Communications Software and Systems*, 17(2), 185-196

Caserta, M., d'Angelo, L. (2024). Intermittent demand forecasting for spare parts with little historical information. *Journal of the Operational Research Society*, 76(2), 1-16

Dai, Y, Huang, J. (2021). A sales Forecast Method for Products with No Historical Data. *6th International Conference on Cloud Computing and Big Data Analytics*

Goodwin, P et a. (2013). The use of analogies in forecasting the annual sales of new electronics products. *IMA Journal of Management Mathematics*, 24(4), 407-422. <https://doi.org/10.1093/imaman/dpr025>

Kahn, K. (2014). Solving the problems of new product forecasting. *Business Horizons*, 57(5), 607-615

Lee, H et al. (2014) Pre-launch new product demand forecasting using the Bass-model. *Technological Forecasting and Social Change*, 89, 49-64. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2013.08.020>

Li, D et al. (2022). New Product Short Term Demands Forecasting with Boxplot-Based Fractional Grey Prediction Model. *Applied sciences*, 12, 1-10. <https://doi.org/10.3390/app12105131>

Li, Q et Yun, T. (2008). The demand forecast of spare parts based on group technology. *4th International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing*, 1-4. <https://doi.org/10.1109/WiCom.2008.1586>

Matsuo Y. (2003). Chance Discovery. *Springer-Verlag Berlin Heidelberg*. (30-31)

Sajja, S et al. (2020). Explainable AI based Interventions for Pre-season Decision Making in Fashion Retail. *CODS-COMAD '21: Proceedings of the 3rd ACM India Joint International Conference on Data Science & Management of Data (8th ACM IKDD CODS & 26th COMAD)*, 281-289. <https://doi.org/10.1145/3430984.3430995>

Szozda, N. (2010). Analogous forecasting of products with a short life cycle. *Decision Making in Manufacturing and Services*, 4(71), 1-2. <http://dx.doi.org/10.7494/dmms.2010.4.2.71>

Thomassey, S, Fiordaliso, A. (2006). A hybrid sales forecasting system based on clustering and decision trees. *Decision Support Systems*, 42(1), 408-421

Tseng, F, Lin, T. (2015). Forecasting of demand for new technology using data on analogies: The case of Long-Term Evolution mobile telecommunications in Taiwan. *Portland International Conference on Management of Engineering and Technology* (PICMET), 2417-2425. <https://doi.org/10.1109/PICMET.2015.7273085>

Syntetos, A., et Boylan, J. (2005). The accuracy of intermittent demand estimates. *International Journal of Forecasting*, 21(2), 303-314. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2004.10.001>

Syntetos, A. A., Boylan, J. E., et Croston, J. D. (2005). On the categorization of demand patterns. *Journal of the Operational Research Society*, 56(5), 495-503. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2601841>

van Steenberg, R, Mes, M. (2020). Forecasting demand profiles of new products, *Decision Support Systems*, 139

Watanabe, I, Yoshibayashi, T, Imaoka, T. (2019) AI-Based Demand Forecasting for Both Reliable Forecasting and Efficient Operation: Dynamic Ensemble Forecasting, *Fujitsu Scientific & Technical Journal* 55(2), 14-22

Yuan, H, Hernandez, A. (2023). User Cold Start Problem in Recommendation Systems: A systematic Review. *IEEE Access*, 11, 136958-136977

ANNEXE A DÉTAIL DES MÉTHODES DE PRÉVISIONS UTILISÉES

On rappelle que pour l'ensemble des méthodes une initialisation est obligatoire et la prévision pour le premier trimestre est de 0 consommation pour chaque article. C'est notre hypothèse concernant le premier trimestre.

Méthode ARIMA

Le terme ARIMA est l'acronyme de « AutoRegressive Integrated Moving Average ». Cette méthode peut être décomposée en 3 composantes : une composante autorégressive qui cherche à prévoir la demande future comme une combinaison linéaire des observations passées. Une composante d'intégration qui cherche à rendre la série temporelle stationnaire pour que ses propriétés statistiques restent constantes au cours du temps. Une composante de moyenne mobile qui cherche à prédire la demande future comme une combinaison linéaire des erreurs passées.

Méthode Croston

Cette méthode est conçue spécifiquement pour les séries temporelles présentant des comportements intermittents et sporadiques. Elle se caractérise par un lissage séparé d'une composante de demande et d'une composante de fréquence dont les termes ne sont actualisés qu'à l'occurrence d'une demande non nulle.

Méthode Croston (sba)

La variante SBA de la méthode de Croston originale est l'acronyme de « Syntetos and Boylan Approximation ». Les auteurs de cette proposition ont montré que la contribution de Croston présentait un biais de prévision. Ils ont alors ajouté un terme de compensation lors du calcul final de la prévision. Les étapes qui précèdent le calcul de la prévision restent identiques.

Méthode Croston (tsb)

La variante SBJ de la méthode de Croston originale est l'acronyme de « Shale Boylan Johnston ». À l'image de Syntetos et Boylan, les auteurs de la méthode SBJ ont cherché à corriger le biais de prévision en affinant le terme de compensation. Encore une fois, seul le calcul de la prévision finale est affecté.

Méthode Hybride

La méthode hybride sélectionne la méthode qui obtient la meilleure performance d'erreur (sMAE), c'est-à-dire celle qui minimise l'erreur absolue moyenne de la période précédente.

Méthode Hybride3

La méthode est la même que la méthode hybride, mais les 3 meilleures méthodes de prévisions sont sélectionnées pour la prévision. La prévision est la moyenne des 3 meilleures méthodes de prévisions.

Méthode Lissage exponentiel simple (SES)

Le lissage exponentiel simple est une des méthodes les plus répandues dans l'analyse des séries temporelles. Elle se base sur l'étude des observations passées et des prévisions en les ajustant avec un coefficient de lissage selon la formule.

Méthode Moyenne Classique

L'une des méthodes les plus basiques est celle de la moyenne. Elle consiste simplement à calculer la moyenne des consommations sur l'historique et supposer que la consommation de chaque période sur un horizon de 3 mois et pour chaque cycle la moyenne est calculée sur les 3 derniers mois et est réparti sur les 3 prochains en ayant une distribution égale sur le trimestre d'après.

Méthode Moyenne Mensuelle

Une autre version de la moyenne est de récupérer les prévisions sur une période donnée donc trois dans notre cas et de les répliquer à l'identique pour le trimestre d'après. On réalise uniquement une translation entre la consommation et la prévision en quelque sorte.

Méthode moyenne cumulative (mobile)

La moyenne est calculée cette fois sur l'ensemble des consommations précédentes, cela signifie que plus on avance dans le temps, plus il y a de valeurs qui comptent pour la prévision. Cette méthode se stabilise, car elle lisse les variations au cours du temps.

Moyenne mobile exponentielle (EMA)

La méthode de la moyenne mobile exponentielle est calculée pour chaque période de trois mois, en testant plusieurs valeurs du paramètre d'ajustement α . Cette technique de lissage accorde plus d'importance aux données récentes et suit les tendances.

Méthode régression linéaire

La méthode modélise une relation linéaire entre la variable indépendante X (le temps) et la variable dépendante y . La méthode cherche à décrire une relation linéaire, elle minimise l'erreur quadratique entre les valeurs réelles et les valeurs prévues.

ANNEXE B MESURES D'ERREUR RÉPERTORIÉES

Le tableau suivant est tiré en partie du mémoire d'Adam L (2024). On note H l'horizon de prédiction, N le nombre total d'observations, Y_t la valeur de consommation à la période t , P_t la valeur de la prévision à la période t .

Tableau B.1 : Mesures d'erreur répertoriées

Nom de la mesure	Définition	Formulation mathématique
MAPE	Mean absolute percentage error	$MAPE = \frac{100}{H} \sum_{t=1}^H \frac{ Y_t - P_t }{ Y_t }$
sMAPE	Symmetric mean absolute percentage error	$sMAPE = \frac{100}{H} \sum_{t=1}^H \frac{ Y_t - P_t }{(Y_t + P_t)/2}$
MAE	Mean absolute error	$MAE = \sum_{t=1}^H \frac{ Y_t - P_t }{H}$
MASE	Mean absolute scaled error	$MASE = \frac{1}{H} \sum_{h=1}^H \left(\frac{ Y_{N+h} - P_h }{\frac{1}{N-1} \sum_{t=2}^N Y_t - Y_{t-1} } \right)$
ME	Mean error	$ME = \frac{1}{H} \sum_{t=1}^H P_t - Y_t$
sME	Scaled mean error	$sME = \frac{1}{H} \sum_{h=1}^H \frac{P_{N+h} - Y_t}{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N Y_t}$
MSE	Mean squared error	$MSE = \frac{1}{H} \sum_{t=1}^H (Y_t - P_t)^2$
RMSE	Root mean squared error	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^H (Y_t - P_t)^2}{H}}$

Tableau B.1 : Mesures d'erreur répertoriées (suite et fin)

MAD	Mean absolute deviation	$MAD = \text{median}(Y_t - P_t)$
R ²	Coefficient de détermination de Pearson	$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^N (Y_t - P_t)^2}{\sum_{t=1}^N (Y_t - \bar{P}_t)^2}$
GMAE	Geometric mean absolute error	$GMAE = \sqrt[H]{\prod_{t=1}^H (Y_t - P_t)}$
AE	Absolute error	$AE = Y_t - P_t $
MAAPE	Mean absolute arctangent percent error	$MAAPE = \frac{1}{H} \sum_{h=1}^H \tan^{-1} \left \frac{Y_{N+h} - P_h}{Y_{N+h}} \right $
sPIS	Scaled period in stock	$sPIS = \frac{\sum_{h=1}^H \sum_{j=1}^h (P_j - Y_{N+j})}{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N Y_t}$
sAPIS	Scaled absolute period in stock	$sAPIS = \frac{\sum_{h=1}^H \sum_{j=1}^h P_j - Y_{N+j} }{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N Y_t}$
sMSE	Scaled mean squared error	$sMSE = \frac{1}{H} \sum_{h=1}^H \left(\frac{Y_{N+h} - P_h}{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N Y_t} \right)^2$
sMAE	Scaled mean absolute error	$sMAE = \frac{1}{H} \sum_{h=1}^H \frac{ Y_{N+h} - F_h }{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N Y_t}$