

République algérienne démocratique et populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

ÉCOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique

Département Génie Industriel

Mémoire de projet de fin d'études

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

Optimisation de la planification logistique aval et modélisation
prédictive des réparations dans un contexte industriel émergent :
Application Stellantis Algérie

BABA Mehdi

SERGHINE Mohamed Islam

Sous la direction de

Dr. ZOUAGHI Iskander ENP

Présenté et soutenu publiquement le (03/07/2025)

Composition du jury :

Président :	Dr. BOUKABOUS Ali	MCA	ENP
Examineur :	Dr. GOURINE Reda	MCB	ENP
Promoteur :	Dr. ZOUAGHI Iskander	MCA	ENP
Invité :	Mme. RAHMANI Ryma Sabih	Directrice Supply chain Algeria	Stellantis
Invité :	Mr. BENBOUSSAD Noureddine	Responsable logistique et qualité	Stellantis

République algérienne démocratique et populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

ÉCOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique

Département Génie Industriel

Mémoire de projet de fin d'études

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

Optimisation de la planification logistique aval et modélisation
prédictive des réparations dans un contexte industriel émergent :
Application Stellantis Algérie

BABA Mehdi

SERGHINE Mohamed Islam

Sous la direction de

Dr. ZOUAGHI Iskander ENP

Présenté et soutenu publiquement le (03/07/2025)

Composition du jury :

Président :	Dr. BOUKABOUS Ali	MCA	ENP
Examineur :	Dr. GOURINE Reda	MCB	ENP
Promoteur :	Dr. ZOUAGHI Iskander	MCA	ENP
Invité :	Mme. RAHMANI Ryma Sabih	Directrice Supply chain Algeria	Stellantis
Invité :	Mr. BENBOUSSAD Noureddine	Responsable logistique et qualité	Stellantis

Dédicaces

Je consacre ce travail :

La mémoire de mon père défunt, dont la présence bienveillante, l'attention constante et la générosité inépuisable ont façonné chaque étape de mon parcours et auquel je dois chacune de mes réussites. À ma mère, dont l'exigence et l'attention sans faille à mes études ont été le socle de ma réussite ; sans sa rigueur et son soutien indéfectible, je ne serais pas là où je suis aujourd'hui. À mes deux sœurs, pour leur soutien tout au long de ce parcours et tout au long de ma vie. À ma nièce Lily, dont la joie de vivre illumine chacun de mes jours. À toute la famille BABA et à la famille MOUKTIF dont la chaleur et le soutien constants ont été une source précieuse d'inspiration et de réconfort. Je souhaite également remercier du fond du cœur mes amis : Amine, Brahim, Chakib, Samy, Sofiane A et Zakaria. Un merci tout particulier au groupe Killian (Fares, Aymen, Haitem, Raihane, Issam et Anes — merci encore pour le PPT) et à ACZNAVERSE (Sofiane L, Chebcheb, Pele, Massi, Ali), ainsi qu'à Hichem M, Hichem S, Akram, Islem, Hania, Patry, Walid, Ryad, Mohamed et Fouad, pour leur camaraderie et leurs encouragements constants. À mes camarades de promotion Younes, Nazim, Hadil, Bouchra, Wassim, Samia et Islam avec qui j'ai partagé les défis et les joies de ces années d'études, merci pour votre solidarité. J'adresse mes plus vifs remerciements à mes professeurs, tout particulièrement à Monsieur ZOUAGHI et Madame BELDJOUDI, pour leurs enseignements, leurs conseils avisés et leur bienveillance. Je souhaite aussi remercier Monsieur BOUKABOUS ; notre relation, tour à tour complice et tumultueuse, restera à jamais gravée dans ma mémoire. Je remercie également toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à ce que je suis devenue, ainsi que tous ceux que je n'ai pas pu nommer ici, je vous dédie ce travail et vous en suis profondément reconnaissant.

Mehdi

Je consacre ce travail :

À mes parents, dont la présence, la force et le soutien constant ont été les piliers de mon parcours. Mon père, dont l'appui m'a permis d'avancer sereinement et de me consacrer pleinement à mes études. Ma mère, qui a cru en moi quand moi-même j'en doutais vos rôles ont été différents mais tout aussi précieux. À la mémoire de mes deux grands-pères, Mouloud, mon grand-père maternel, une figure que j'admirais profondément et que je respectais énormément, et Mokrane, mon grand-père paternel, dont les enseignements et les valeurs ont façonné une partie de ce que je suis devenu. À mes sœurs — les deux de sang, et celle que je considère comme une sœur à part entière — à mon petit frère, à mes tantes et à mes cousins Amirouche, Youcef, Abdellah, Imad, Hichem et Mustapha, merci pour votre présence, vos encouragements et les liens qui nous unissent. À mes meilleurs amis, Abdel Djalil, Amine et Anis, pour votre fidélité, votre soutien et votre confiance. À mes camarades Wassim, Nizar, Oussama, Salah, Younes, Hichem, Bouchra et Mehdi pour les moments partagés, les efforts, l'entraide et les rires qui ont marqué ces années. J'exprime ma profonde gratitude à mes enseignants, Monsieur ZOUAGHI, Madame BELDJOUDI, Monsieur GOURINE et Monsieur BOUKABOUS. pour leurs enseignements, leur disponibilité et leur bienveillance, qui m'ont véritablement marqué. Et enfin, à toutes celles et ceux que je n'ai pas pu citer ici, mais qui ont, par un mot, un geste ou une présence, contribué à ce cheminement je vous porte dans ma reconnaissance. Ce travail est aussi le vôtre, et je vous le dédie humblement.

Islam

الملخص

يتناول هذا البحث تحسين أداء سلسلة التوزيع اللوجستي في شركة ستيلانتيس الجزائر من خلال معالجة مشكلتين تشغيليتين مترابطتين: أولاً، تحسين تخطيط مسارات توزيع المركبات، وثانياً، غياب آلية تنبؤية فعالة لإدارة الإصلاحات الناتجة عن الأضرار التي تحدث قبل تسليم المركبات. في الجزء الأول من الدراسة، تم تطوير نموذج رياضي يدمج بين مسألة تخطيط المسارات (Vehicle Routing Problem - VRP) ومسألة تعبئة الحاويات (Bin Packing Problem - BPP) والمساهمة في المعقّد حسابياً. ونظراً للقيود الزمنية المفروضة في بيئة العمل الحقيقية، تبين أن استخدام الطرق الدقيقة غير قابل للتطبيق. لذلك، تم اعتماد مقارنة خوارزمية هجينة تحقق نتائج قريبة من المثلى، مع تحسين كبير في معدلات تعبئة الشاحنات وتخفيض في الكلفة اللوجستية لكل مركبة. أما الجزء الثاني من البحث فيركّز على بناء نموذج تنبؤي لتقدير مدد الإصلاح اعتماداً على بيانات تاريخية (Quantile Regression Neural Networks) غير متجانسة. تم تطوير نموذج قائم على الشبكات العصبية وتقدير الكميات لإنتاج فواصل زمنية واقعية لمدد الإصلاح. إن الجمع بين منهجية التحسين الرياضي والنمذجة التنبؤية يسمح ببناء نظام تخطيط لوجستي مبني على البيانات، يعزز الكفاءة، سرعة الاستجابة، وشفافية التكاليف في عمليات توزيع المركبات.

الكلمات المفتاحية: اللوجستيات النهائية، تحسين المسارات، تعبئة الحاويات، الخوارزميات التقريبية، الصيانة التنبؤية، الانحدار الكمي، الشبكات العصبية، ستيلانتيس الجزائر.

Abstract

This thesis enhances downstream logistics performance at Stellantis Algeria by addressing two key challenges : optimizing vehicle distribution routes and predicting repair times for pre-delivery damages. A hybrid heuristic model combining the Vehicle Routing Problem (VRP) and Bin Packing Problem (BPP) was developed, improving truck utilization and reducing transport costs. Additionally, a quantile-based neural network was implemented to estimate repair durations from historical data. Together, these approaches enable more efficient, responsive, and cost-transparent logistics planning.

Keywords : downstream logistics, route optimization, Bin Packing, heuristic methods, predictive maintenance, quantile regression, neural networks, Stellantis Algeria.

Résumé

Ce mémoire vise à améliorer la performance logistique aval de Stellantis Algérie en répondant à deux problématiques opérationnelles : l'optimisation des tournées de distribution des véhicules et la prédiction des temps de réparation des dommages avant livraison. Une approche hybride combinant le problème de tournées de véhicules (VRP) et le problème de bin packing (BPP) a été développée, permettant une allocation quasi-optimale du transport et une amélioration notable de l'utilisation des camions. Par ailleurs, un modèle de réseau de neurones basé sur la régression quantile a été conçu pour estimer de manière prédictive les durées de réparation à partir de données historiques hétérogènes. L'intégration de ces deux méthodes permet une planification logistique plus efficiente, réactive et transparente en termes de coûts.

Mots-clés : logistique aval, optimisation de tournées, Bin Packing, méthodes heuristiques, maintenance prédictive, régression quantile, réseaux de neurones, Stellantis Algérie.

Remerciements

Nous adressons nos plus vifs remerciements au Dr. Iskander ZOUAGHI pour les précieux conseils qu'il nous a prodigués, le temps qu'il nous a accordé et son encadrement rigoureux et continu qui nous a permis de réaliser ce modeste travail. Nous tenons aussi à remercier la présidente du jury, Mr. BOUKABOUS, et l'examineur, Mr. GOURINE, de nous avoir honoré de leur temps et de leur savoir-faire pour l'évaluation de ce projet de fin d'études. Nous remercions profondément notre promotrice au sein de STELLANTIS, Mme.Ryma Sabih ZOUAOUI, Mr. Nourredine du département Supply chain, de nous avoir aidé à développer cette problématique et cette solution et nous avoir guidé tout au long de notre stage à STELLANTIS, nous remercions également Mr. Mahrez et Mr. Amine, Mme. Kamelia Mme Nesrine, Mme Feriel pour leur précieuse assistance durant notre stage. Nous tenons aussi à remercier l'ensemble de nos enseignants du département du Génie Industriel pour nous avoir fait part de leur savoir-faire et connaissances tout au long de notre formation. Une pensée particulière à tous les étudiants du département, notamment le club IEC pour ces trois merveilleuses années remplies de bons souvenirs. Pour finir, nous remercions, tous ceux qui ont participé, de près ou de loin, à la concrétisation de ce projet.

Mohamed Islam SERGHINE et Mehdi BABA

Table des matières

Liste des tableaux

Table des figures

Liste des acronymes

Introduction générale	16
Chapter 1 : État des lieux	18
Section 1 : Contexte sectoriel et positionnement stratégique du groupe Stellantis . . .	18
1.1.1 Dynamiques du marché automobile mondiale	18
1.1.2 Analyse du paysage concurrentiel international	19
1.1.3 L'ascension des constructeurs chinois de véhicules électriques	20
1.1.4 La création du groupe Stellantis : réponse stratégique aux mutations du secteur	21
Section 2 : Analyse du secteur automobile en Algérie et implantation du groupe Stellantis	22
1.2.1 Caractéristiques et tendances du marché automobile algérien	23
1.2.2 Contraintes réglementaires, logistiques et enjeux structurels	23
1.2.3 Stratégie d'implantation et axes de développement de Stellantis Algérie .	26
1.2.4 Stratégie industrielle et organisation opérationnelle	27
Section 3 : Diagnostic des flux logistiques à l'aide de la méthode SADT	30
1.3.1 Étape 1 : Observation d'un indicateur global de performance logistique .	31
1.3.2 Étape 2 : Les pratiques de chargement et de jumelage	35
1.3.3 Étape 3 : Effets du taux de remplissage et des jumelages sur les coûts logistiques	39
1.3.4 Étape 4 : Corrélations entre surcharge des camions et avaries constatées .	44
1.3.5 Étape 5 : Analyse du processus de gestion des réparations	46

1.3.6 Synthèse du diagnostic exploratoire	49
Section 4 : Énoncé de la problématique logistique	50
1.4.1 Cadre analytique de la sous-problématique 1 : Planification et optimisation des tournées logistiques	51
1.4.2 Enjeux et importance de la résolution de la sous-problématique 1	52
1.4.3 Cadre analytique de la sous-problématique 2 : Gestion des réparations en l'absence d'un référentiel prédictif	53
1.4.4 Enjeux et importance de la résolution de la sous-problématique 2	54
Chapitre 2 : État de l'Art	55
Section 1 : Logistique aval et optimisation des tournées	55
2.1.1 Définition de la logistique aval dans le secteur automobile	55
2.1.2 Concepts de tournée, jumelage et mutualisation des flux	56
2.1.3 Indicateurs de performance logistique : taux de remplissage, coût unitaire, fréquence	57
2.1.4 Modèles mathématiques d'optimisation des tournées (VRP, heuristiques et métaheuristiques)	58
Section 2 : Tarification logistique et équité économique	61
2.2.1 Modèles de tarification en logistique contractuelle	61
2.2.2 Approches de ventilation des coûts par volume, distance ou contribution	62
2.2.3 Enjeux liés à la transparence tarifaire dans un réseau de distribution multi client	63
Section 3 : Gestion des réparations et maintenance corrective	63
2.3.1 Concepts de maintenance préventive et corrective	64
2.3.2 Avaries logistiques : typologie, causes, et impacts sur les délais	64
2.3.3 Processus de gestion des sinistres dans un contexte de distribution automobile	65
Section 4 : Référentiels prédictifs et modélisation statistique	66
2.4.1 Construction d'un référentiel temporel : logique, enjeux et limites	67
2.4.2 Estimation probabiliste des durées de réparation : modèles classiques et quantiles	67
2.4.3 Apports de l'intelligence artificielle et du machine learning en maintenance prédictive	69
2.4.4 Tests d'Hypothèses Statistiques	71

Section 5 : Systèmes d'aide à la décision et digitalisation logistique	73
2.5.1 Intégration des outils numériques dans la planification logistique	73
2.5.2 Rôle des systèmes TMS, WMS et ERP dans la fluidité des flux	75
2.5.3 Automatisation de la collecte et structuration des données logistiques . . .	75
Chapitre 3 : Optimisation de la planification logistique	78
Section 1 : Modélisation mathématique du problème de tournées	78
3.1.1 Définition de la fonction objectif : minimisation des coûts logistiques . . .	79
3.1.2 Présentation des contraintes opérationnelles et structurelles du modèle .	79
Section 2 : Limites de la résolution exacte	81
3.2.1 La Méthode heuristique proposée : Une approche hybride	83
3.2.2 Architecture de la solution proposée et plan de mise en œuvre	84
Section 3 : Évaluation des résultats obtenus et analyse comparative	90
3.3.1 Positionnement de la solution heuristique par rapport à la borne inférieure et à l'optimum théorique	97
Section 4 : Conclusion du chapitre et perspective d'amélioration	99
Chapitre 4 : Estimation des temps de réparation : Approche prédictive	101
Section 1 : Analyse du contexte métier et des processus de réparation	101
Section 2 : Caractérisation du jeu de données et compréhension des variables	107
Section 3 : Préparation des données pour la modélisation prédictive	112
4.3.1 Structuration initiale des données issues de la saisie manuelle	113
4.3.2 Enrichissement via appariement flou et nettoyage des données	113
4.3.3 Finalisation des traitements préalables à la modélisation	114
Section 4 : Construction et évaluation des modèles prédictifs	115
4.4.1 Sélection des modèles candidats	115
4.4.2 Évaluation globale du modèle ANN quantile	116
4.4.3 Analyse comparative des performances des modèles testés	117
Section 5 : Déploiement opérationnel de la solution prédictive	118
4.5.1 Transformation du processus métier	118
4.5.2 Standardisation documentaire et déploiement technique avec automati- sation centralisée	119

Section 6 : Conclusion du chapitre et pistes de développement ultérieur	122
Conclusion générale	123
Bibliographie	124
Annexes	129

Liste des tableaux

1.1	Prévisions de production automobile à l'horizon 2030 par région	19
1.2	Parts de marché et performances des grandes marques automobiles	20
1.3	Prix moyens des véhicules électriques par région	21
1.4	Importations de véhicules d'occasion de moins de 3 ans : volumes et tendances .	23
1.5	Résumé des mesures clés impactant le marché des véhicules d'occasion et neufs .	24
1.6	Dispositif de dédouanement en zones intérieures : description et effets attendus .	25
1.7	Projets industriels automobiles en Algérie : état actuel et perspectives	25
2.8	Comparaison des variantes de la programmation linéaire en nombres entiers . . .	61
2.9	Phases du processus CRISP-DM	69
3.10	Coordonnées ΔX et ΔY (en km) des villes algériennes	85
3.11	Statistiques détaillées de remplissage des camions	91
3.12	Statistiques sur les véhicules jumelés par destination	91
3.13	Comparaison avant et après l'optimisation logistique chez Stellantis Algérie . . .	94
3.14	Comparaison des résultats : borne inférieure, heuristique hybride et solution initiale Stellantis	98
4.15	Conditions et implications du test Kruskal-Wallis	108
4.16	Kruskal-Wallis Test Results for Various Independent Variables	111
4.17	Résultat du calcul de l'importance relative	112
4.18	Modèles explorés pour la prédiction du temps de réparation	115
4.19	Performances globales du modèle retenu	116
4.20	Évaluation des intervalles prédictifs	117
4.21	Intervalle optimal sélectionné automatiquement	117
4.22	Comparaison des modèles testés	118
4.23	Résultat analyse de la performance des agents agréés	121

Table des figures

1.1	Organigramme	28
1.2	Organigramme Département Logistique	29
1.3	Schéma SADT A-0 – Gérer la distribution de véhicules neufs	31
1.4	Analyse statistique des taux de remplissage	32
1.5	Capacité journaliere perdue	33
1.6	Schéma SADT niveau A0 – Décomposition fonctionnelle de la distribution VN .	34
1.7	Schéma SADT niveau A1 – Planifier les tournées	35
1.8	BPMN du processus de transport des VN	35
1.9	Volume par type de destination l’or du jumelage	37
1.10	Écart tarifaire moyen par couple de jumelage	37
1.11	Comparaison des coûts destination Finale Secondaire	38
1.12	Schéma SADT niveau A2 – Réaliser le transport	39
1.13	Écart coût par destination	40
1.14	Écart jumelage entre la destination finale et sa destination secondaire en pourcentage	41
1.15	Volume par type de destination l’or du jumelage	42
1.16	Schéma SADT niveau A3 – Gérer les réparations des véhicules endommagés . .	44
1.17	Modélisation BPMN du traitement d’une avarie détectée lors du transport . . .	47
1.18	Modélisation BPMN du traitement d’une avarie d’origine usine	47
1.19	Schéma SADT	50
1.20	Listre des agents Agree	51
2.21	Flux logistique des fournisseurs a la plateforme de distribution	57
2.22	Exemple visuel de tournée dans le VRP	59
3.23	Liste des détours accepté et refusé	86
3.24	Statistique de remplissage	89

3.25	Résumé Détaillé des camions	90
3.26	Volume par destination	92
3.27	Comparaison coût destination finale/Secondaire	92
3.28	Calcule de la borne inférieure	97
4.29	Modélisation BPMN du traitement d'une avarie détectée lors du transport . . .	102
4.30	Focalisation sur la tâche manuelle de validation du devis (Agent Backoffice) . . .	102
4.31	Modélisation BPMN du traitement d'une avarie d'origine usine	103
4.32	Dispersion des durées de réparation par agent et type d'opération	104
4.33	Variabilité des temps de réparation selon l'emplacement du dommage et l'agent agréé	104
4.34	Temps de réparation par type d'avarie et agent agréé	105
4.35	Dispersion des durées de réparation par agent et modèle de véhicule	105
4.36	Variabilité des durées de réparation par agent agréé (en heures)	106
4.37	Histogramme et test de normalité Jarque-Bera sur les résidus	107
4.38	Boxplot du temps de réparation selon le modèle de véhicule	109
4.39	Boxplot du temps de réparation selon le type d'avarie	109
4.40	Boxplot du temps de réparation selon le type d'opération	110
4.41	Boxplot du temps de réparation selon l'emplacement endommagé	110
4.42	Capture d'écran des résultats Kruskal-Wallis (Python)	111
4.43	Table de données initiale	113
4.44	Appariement flou basé sur agent et modèle de véhicule	114
4.45	Process initial du traitement d'une avarie	118
4.46	Process mis à jour avec l'intégration du modèle	118
4.47	Facture Standardisé	120
4.48	Diagramme Pareto des surfacturation	121
49	Modèle exact PLNE pour l'optimisation des tournées avec contraintes de capacité et détours	131
50	Nombre de dispatches par destination	132
51	Résultats d'évaluation du modèle quantile alternatif (MLP)	134
52	Résultats de la régression quantile avec LightGBM : couverture, largeur et Pin-ball Loss	136
53	Bande de confiance empirique à 90% appliquée à la régression linéaire	137

54	Résultats de la régression quantile avec forêt aléatoire : couverture, largeur et Pinball Loss	138
55	Extrait du résultat de l'appariement flou des données factures et diagnostics . .	140
56	Prédiction probabiliste des temps de réparation par GPR : intervalle à 90% et évaluation de la précision	141
57	Diagramme de Pareto du nombre de camions par région	141
58	Écart des coûts de camions par région	142
59	Cumul des écarts de coûts par région	142
60	Temps de réparation moyen par type d'avarie	143
61	Nombre total de véhicules réparés par modèle	143
62	Répartition des avaries par emplacement	144
63	Répartition entre agents agréés et agents réparateurs	145

Liste des acronymes

- **PSA** : Peugeot Société Anonyme
- **FCA** : Fiat Chrysler Automobiles
- **VEB** : Véhicule Électrique à Batterie
- **CASE** : Connecté, Autonome, Partagé, Électrique
- **ADAS** : Advanced Driver Assistance Systems
- **CCR** : Certificat de Changement de Résidence
- **ERP** : Enterprise Resource Planning
- **PCPA** : Plan de Consommation de Pièces et Accessoires
- **KPI** : Key Performance Indicator
- **BPMN** : Business Process Model and Notation
- **SADT** : Structured Analysis and Design Technique
- **3PL** : Third Party Logistics
- **MEA** : Middle East and Africa
- **SDV** : Software Defined Vehicle
- **DA** : Dinar Algérien
- **ANN** : Artificial Neural Network
- **API** : Application Programming Interface
- **BPP** : Bin Packing Problem
- **CPLEX** : IBM ILOG CPLEX Optimizer
- **CSV** : Comma-Separated Values
- **FFD** : First Fit Decreasing
- **Heuristique** : Méthode approximative pour résolution rapide de problèmes complexes
- **KPI** : Key Performance Indicator
- **MDVRP** : Multi-Depot Vehicle Routing Problem
- **NP-difficile** : Classe de problèmes de haute complexité algorithmique
- **PLNE** : Programmation Linéaire en Nombres Entiers
- **RSE** : Responsabilité Sociétale des Entreprises
- **SADT** : Structured Analysis and Design Technique
- **TMS** : Transport Management System
- **TSP** : Travelling Salesman Problem
- **VBA** : Visual Basic for Applications
- **VRP** : Vehicle Routing Problem
- **VRPTW** : Vehicle Routing Problem with Time Windows
- **WMS** : Warehouse Management System
- **CRISP-DM** : Cross Industry Standard Process for Data Mining
- **ANN** : Artificial Neural Network
- **MLP** : Multi-Layer Perceptron

- **MAE** : Mean Absolute Error
- **RMSE** : Root Mean Square Error
- **ID** : Identifiant
- **VIN** : Vehicle Identification Number
- **TVAE** : Tabular Variational Autoencoder
- **GAN** : Generative Adversarial Network
- **ERP** : Enterprise Resource Planning
- **CRM** : Customer Relationship Management
- **CSV** : Comma-Separated Values
- **VBA** : Visual Basic for Applications
- **WMS** : Warehouse Management System
- **SC** : Score Composite
- **LIM** : Largeur Intervale Moyen

Introduction générale

Dans un environnement industriel en constante évolution, marqué par l'exigence de réduction des coûts, de fiabilité accrue et de réactivité opérationnelle, la performance logistique représente un levier décisif de compétitivité. Le secteur automobile, en particulier, concentre ces enjeux de manière structurelle, en raison de la complexité de ses flux physiques, de l'importance des délais de livraison, et de la diversité de ses partenaires commerciaux. Dans le cas spécifique de l'Algérie, ces défis sont renforcés par des contraintes géographiques étendues, une accessibilité inégale des territoires et un cadre réglementaire en transformation.

Le présent travail de mémoire s'inscrit dans une démarche de diagnostic, de modélisation et d'amélioration des processus logistiques chez Stellantis Algérie, nouvel acteur industriel issu de la fusion entre PSA et Fiat Chrysler Automobiles. Deux axes problématiques y sont abordés, relevant d'une même insuffisance structurelle : l'absence d'un outillage méthodologique et numérique permettant de piloter les décisions de manière rigoureuse, intégrée et réactive. La première problématique concerne la planification des tournées de distribution des véhicules neufs, réalisée actuellement sans appui sur des algorithmes d'optimisation, entraînant des inefficacités en termes de remplissage, de mutualisation des trajets et de coûts logistiques. La seconde porte sur la gestion des réparations pré-livraison des véhicules endommagés, dont les délais restent difficiles à anticiper en l'absence de référentiel temporel prédictif consolidé.

L'objectif global de ce mémoire est double : d'une part, proposer un algorithme heuristique hybride permettant d'optimiser la planification des tournées en tenant compte des contraintes opérationnelles spécifiques à Stellantis Algérie ; d'autre part, concevoir un modèle statistique d'estimation des temps de réparation, basé sur des données historiques hétérogènes, dans une logique d'amélioration de la planification atelier et de maîtrise des charges indirectes. Ces deux volets, bien que distincts, sont traités de manière complémentaire dans une optique intégrée d'amélioration continue de la chaîne logistique.

Le mémoire s'organise en quatre chapitres structurés selon une logique progressive.

- **Le chapitre 1** établit un état des lieux détaillé du contexte sectoriel et de l'organisation logistique de Stellantis Algérie. Il présente le positionnement stratégique de l'entreprise, les contraintes locales affectant sa logistique, ainsi qu'un diagnostic de ses flux et de ses pratiques à l'aide de la méthode SADT.
- Le chapitre 2 constitue la revue de la littérature. Il regroupe les fondements conceptuels et méthodologiques nécessaires à la compréhension des deux problématiques étudiées, en mobilisant les notions de logistique aval, de tournées optimisées, de maintenance corrective, de modélisation prédictive, ainsi que les apports de l'intelligence artificielle et de la digitalisation.
- **Le chapitre 3** est consacré à l'optimisation des tournées. Il propose une modélisation mathématique du problème, justifie le recours à une approche heuristique en raison de la complexité combinatoire du problème, et présente la solution développée ainsi que ses résultats comparatifs en termes de gains logistiques et financiers.

-
- **Le chapitre 4** traite de l'estimation des temps de réparation. Il décrit la structuration des données, le choix des modèles statistiques et l'évaluation de leur pertinence dans un contexte de planification prédictive. Il aborde également les modalités de déploiement de la solution dans les processus métier.

Enfin, une conclusion générale vient clore le mémoire en récapitulant les apports du travail, les limites identifiées et les perspectives de développement futur, notamment en matière d'extension des modèles et d'intégration plus large dans les systèmes décisionnels de l'entreprise.

Ainsi conçu, ce projet de fin d'études articule rigueur académique et utilité opérationnelle, en mobilisant des méthodes quantitatives avancées pour répondre à des enjeux concrets de pilotage logistique dans un contexte industriel complexe et en transformation.

Chapitre 1

État des lieux

Introduction

Dans un contexte de transition économique et de volonté affirmée de diversification hors hydrocarbures, l'industrie automobile algérienne connaît depuis 2022 un redémarrage progressif mais déterminant. Après plusieurs années marquées par des gels d'importations, des déséquilibres d'offre et un tissu industriel quasi inexistant, l'Algérie réoriente désormais ses priorités vers la production locale, le développement d'un écosystème industriel structuré et l'attraction d'investissements étrangers à forte valeur ajoutée.

Au cœur de cette dynamique se trouve Stellantis, groupe automobile multinational issu de la fusion entre PSA et Fiat Chrysler Automobiles, qui a su tirer parti de l'ouverture progressive du marché pour s'imposer comme le principal acteur industriel du secteur en Algérie. Grâce à l'inauguration de son usine à Oran, à la réintroduction de la marque Fiat et à sa stratégie de deep localization, Stellantis a rapidement capté une part de marché significative, tout en affichant des objectifs de long terme en matière de production, d'intégration locale et de transfert de compétences.

Cette section propose donc un état des lieux approfondi du secteur automobile algérien, en analysant d'une part les caractéristiques structurelles du marché, les politiques publiques, les défis logistiques et les dynamiques concurrentielles, et d'autre part, en détaillant la stratégie d'implantation de Stellantis. L'objectif est de comprendre comment ce géant automobile s'insère dans l'écosystème local, quelles sont ses forces et ses leviers de différenciation, et comment il répond aux opportunités comme aux contraintes du marché algérien. Ce diagnostic permettra par la suite d'identifier les problématiques opérationnelles clés sur lesquelles le présent projet de fin d'études se concentre.

Section 1 : Contexte sectoriel et positionnement stratégique du groupe Stellantis

L'industrie automobile mondiale traverse actuellement une phase de transformation structurelle majeure. Cette mutation est portée par une conjonction sans précédent de pressions économiques, de ruptures technologiques, de tensions géopolitiques et de changements profonds dans les préférences des consommateurs. L'émergence des technologies dites CASE (Connectées, Autonomes, Partagées, Électriques), la numérisation des véhicules et la quête de neutralité carbone redéfinissent non seulement les produits proposés, mais aussi les modèles économiques des constructeurs. Ce bouleversement est aggravé par les séquelles persistantes de la pandémie de COVID-19, l'inflation des matières premières critiques, ainsi que par la montée des conflits commerciaux entre les grandes puissances. Désormais, l'industrie doit apprendre à fonctionner dans un environnement marqué par une volatilité chronique, où la résilience de la chaîne d'approvisionnement, l'agilité organisationnelle et la maîtrise des investissements technologiques conditionnent la survie même des acteurs historiques[1].

1.1.1 Dynamiques du marché automobile mondiale

L'évolution du marché automobile mondial est marquée par des changements profonds et durables. Cette section met en lumière les principales tendances structurantes, allant de la répartition régionale de la production à la montée en puissance des véhicules électriques et à la pression croissante sur les chaînes d'approvisionnement. Ces dynamiques sont essentielles pour comprendre les stratégies d'acteurs comme Stellantis dans un contexte international fortement

concurrentiel.

La production automobile mondiale, tombée à 73 millions d'unités en 2020, devrait atteindre environ 96 millions d'ici 2030. Les marchés traditionnels, tels que l'Europe et l'Amérique du Nord, peinent à retrouver leurs niveaux d'avant pandémie, tandis que la croissance est principalement tirée par la Chine, l'Asie du Sud, l'Amérique latine et l'Afrique. À titre d'exemple, la production chinoise devrait passer de 29 à 33 millions d'unités d'ici 2030, alors que l'Europe devrait plafonner autour de 16-17 millions d'unités, bien en deçà des 19 millions enregistrés en 2019[2].

Le tableau suivant présente les prévisions de production automobile par région à l'horizon 2030 :

TABLE 1.1 – Prévisions de production automobile à l'horizon 2030 par région

[2]		
Région	Prévisions de production 2030	Commentaire
Chine	33 millions	Moteur principal de la croissance mondiale
Europe	16–17 millions	Sous les niveaux pré-COVID (19 M en 2019)
Amérique du Nord	15–16 millions	Stable, reprise modérée
Afrique	3 millions	Émergence d'un nouveau acteurs clé

La transition vers les motorisations électriques constitue une tendance majeure. La croissance des véhicules électriques à batterie (VEB), des systèmes hybrides et des piles à combustible est estimée à +475 % d'ici 2025. Cependant, l'adoption des VEB ralentit dans les marchés occidentaux à la suite du retrait des subventions, au profit d'un retour en force des modèles hybrides. Par exemple, les ventes d'hybrides ont bondi de 53 % chez Toyota et de 80 % chez Honda en 2023. En Chine et en Europe, la pénétration des VEB pourrait atteindre 50 à 55 % d'ici 2030, mais elle ne dépasserait pas 20 à 30 % en Amérique du Nord, en raison de contraintes économiques et d'infrastructures[3].

Enfin, les pressions économiques croissantes (prix élevés des véhicules, endettement des ménages, inflation des matières premières) freinent la demande mondiale. En parallèle, les perturbations de la chaîne d'approvisionnement persistent, en particulier autour des semi-conducteurs et des matières critiques comme le lithium, le cobalt et le nickel. La Chine contrôle environ 95 % de la chaîne d'approvisionnement mondiale dans ces domaines, ce qui constitue une vulnérabilité géopolitique majeure pour les pays occidentaux. Les initiatives visant à relocaliser ces chaînes (comme Northvolt) se heurtent à des coûts élevés, des délais industriels longs et une concurrence technologique acharnée[4].

1.1.2 Analyse du paysage concurrentiel international

Le marché automobile mondial est actuellement marqué par une compétition entre les constructeurs historiques et de nouveaux acteurs, en particulier ceux spécialisés dans l'électromobilité. Ce conflit redéfinit les équilibres de puissance et impose des stratégies d'adaptation rapides.

En 2023–2024, la répartition des parts de marché met en lumière la domination persistante de Toyota à l’échelle mondiale, la stabilité de Volkswagen en Europe et en Chine, et surtout l’ascension spectaculaire de BYD et Tesla dans le segment des véhicules électriques. Ces tendances témoignent de la recomposition des hiérarchies industrielles à mesure que les enjeux technologiques et environnementaux prennent le dessus[5].

Le tableau suivant illustre les performances commerciales des principaux constructeurs automobiles pour l’année 2023 :

TABLE 1.2 – Parts de marché et performances des grandes marques automobiles

Marque	Ventes 2023	Part de Marché (%)	Croissance Annuelle	Position Domi- nante
Toyota	8.57 M	11.07%	+3.47%	Monde, Asie
Volkswagen	4.97 M	6.41%	+3.28%	Europe, Chine
BYD (VE)	2.68 M	3.47%	+47.46%	Chine, VE
[5] Tesla (VE)	1.77 M	2.29%	+31.91%	Monde, VE
Honda	3.77 M	4.87%	+3.51%	Asie
Ford	3.73 M	4.82%	NC	Amérique du Nord (SUV, camions)
Hyundai	3.54 M	4.57%	+4.68%	Asie
BMW & Mercedes	2.1 M chacun	2.70%	+10% (BMW)	Marché du luxe, Monde

Les constructeurs historiques mènent une lutte sur deux fronts : maintenir leur domination sur les segments thermiques traditionnels tout en accélérant la transition vers les motorisations électriques. Cette dualité entraîne une dispersion des investissements et une pression accrue sur les marges[6].

1.1.3 L’ascension des constructeurs chinois de véhicules électriques

La montée en puissance des constructeurs chinois transforme profondément les rapports de force dans l’industrie automobile, notamment dans le segment stratégique des véhicules électriques. Cette dynamique repose sur une combinaison d’avantages structurels qui leur permet de concurrencer efficacement les leaders établis sur le marché mondial. Grâce à une intégration verticale avancée, un coût de production réduit et une forte spécialisation dans la technologie des batteries, les entreprises chinoises parviennent à proposer des véhicules électriques à des prix nettement inférieurs à ceux pratiqués en Europe ou en Amérique du Nord. Elles maintiennent en parallèle un haut niveau d’innovation, notamment en matière d’autonomie et d’assistance à la conduite (Advanced Driver Assistance Systems), leur permettant de répondre aux attentes croissantes des consommateurs[7].

Le tableau ci-dessous illustre ces écarts de prix moyens observés entre régions pour la première moitié de l'année 2022 :

TABLE 1.3 – Prix moyens des véhicules électriques par région

[7]

Région	Prix Moyen (USD)	Année	Facteurs Clés
Chine	\$34,096	S1 2022	Intégration verticale, main-d'œuvre bon marché, subventions
Europe	\$59,797	S1 2022	Coûts élevés, fournisseurs tiers
États-Unis	\$68,429	S1 2022	Coûts élevés, cycles de production plus lents

Cette compétitivité prix s'accompagne d'une volonté claire de conquête des marchés internationaux. Les marques chinoises déploient une stratégie d'expansion à grande échelle, multipliant les implantations commerciales en Europe, en Asie du Sud-Est, au Brésil, au Moyen-Orient et en Afrique. À titre d'exemple, BYD vise à ce que 50% de ses ventes proviennent de l'exportation d'ici 2030. Dans certaines régions comme l'Asie du Sud-Est, les constructeurs chinois ont déjà dépassé leurs concurrents japonais en termes de parts de marché. À l'échelle globale, leur poids devrait progresser de 21% en 2024 à 33% en 2030, confirmant leur trajectoire ascendante[8].

Face à cette offensive, les pays occidentaux réagissent de manière contrastée. Les États-Unis ont opté pour une mesure protectionniste forte en instaurant un droit de douane de 100% sur les importations de véhicules électriques chinois. L'Union européenne envisage des dispositions similaires. D'autres acteurs, à l'image de Volkswagen ou Stellantis, choisissent une voie plus stratégique : établir des partenariats technologiques avec les firmes chinoises. Cette approche, qualifiée de coopération (coopération + compétition), leur permet de rester technologiquement à jour tout en maintenant leur compétitivité dans un environnement en profonde mutation.

1.1.4 La création du groupe Stellantis : réponse stratégique aux mutations du secteur

La création de Stellantis, née de la fusion entre Fiat Chrysler Automobiles (FCA) et le Groupe PSA en 2021, s'inscrit dans une logique de réponse à des bouleversements majeurs du secteur automobile mondial. Cette opération stratégique ne visait pas uniquement une croissance de taille, mais répondait à une exigence de survie dans un environnement dominé par l'urgence technologique, la pression concurrentielle et l'instabilité économique[1].

L'un des moteurs fondamentaux de ce rapprochement réside dans la nécessité de disposer de capacités accrues d'investissement, en particulier dans les technologies dites CASE. L'essor rapide des groupes motopropulseurs électriques, des batteries ou encore des systèmes ADAS, impose des dépenses de R&D colossales [4, 1]. À elles seules, ni FCA ni PSA ne pouvaient supporter ces investissements de manière durable. Leur fusion a ainsi permis de mutualiser les efforts et de constituer un budget annuel de recherche et développement supérieur à 6,5 milliards de dollars [9], essentiel pour conserver une place sur l'échiquier technologique mondial. Au-delà de l'enjeu technologique, la consolidation visait aussi une optimisation des ressources et une amélioration de la rentabilité. Engagés dans des segments à faible marge comme celui des petites citadines européennes, les deux groupes souffraient de surcapacités industrielles et de redondances fonctionnelles. La fusion a donc permis une rationalisation des opérations, notamment en ingénierie, production et logistique, tout en générant des économies d'échelle

indispensables dans un secteur soumis à une “tension financière massive” — accentuée par les séquelles de la pandémie et la crise persistante des semi-conducteurs (Deloitte, 2025). Cette nouvelle structure offre à Stellantis une marge de manœuvre pour affronter la pression sur les prix, particulièrement intense dans les segments d’entrée de gamme électrique et les marchés émergents[2].

Un autre facteur déterminant ayant accéléré la fusion réside dans la montée en puissance des constructeurs chinois, en particulier dans le domaine des véhicules électriques. Ces derniers, comme BYD, Nio ou XPeng, s’appuient sur des coûts de production faibles, des cycles de développement courts et une intégration technologique poussée. En 2022, le prix moyen d’un véhicule électrique en Chine s’élevait à 34,096 USD, contre près du double aux États-Unis (68,429 USD) et en Europe (59,797 USD) (Bruce Bendell, 2025)^{1.3}. Ces écarts reflètent une stratégie industrielle fondée sur les subventions, la production localisée et la rapidité de mise sur le marché. Pour FCA et PSA, concurrencer ces acteurs devenait impossible sans un changement d’échelle. Ensemble, ils ont pu constituer un conglomérat capable de rivaliser avec les poids lourds mondiaux comme Toyota, Volkswagen ou Hyundai, en adoptant une politique d’expansion et de prix plus agressive[7].

Sur le plan géographique, la complémentarité entre FCA et PSA a constitué un atout majeur. Tandis que FCA générait 65% de ses revenus en Amérique du Nord, PSA concentrait ses activités sur le marché européen. Ce découplage régional a permis à Stellantis de bâtir un portefeuille d’activités équilibré, mieux résilient face aux chocs économiques ou réglementaires localisés, tels que les normes CO₂ en Europe ou les politiques tarifaires aux États-Unis[10]. Ce nouvel ensemble bénéficie aussi d’un leadership stratégique fort avec la nomination de Carlos Tavares à sa tête. Connu pour sa capacité à redresser PSA, Tavares a rapidement engagé des partenariats structurants, notamment avec Leapmotor, pour intégrer certaines technologies chinoises dans la feuille de route de Stellantis. Ce positionnement illustre une stratégie de coopération assumée : affronter les nouveaux entrants tout en tirant parti de leur avance technologique[9, 11].

Ainsi, la création de Stellantis s’inscrit dans une logique de méga-consolidation, phénomène de plus en plus fréquent dans une industrie où les barrières à l’entrée deviennent considérables, tant sur les plans financiers que technologiques. Mutualisation des ressources, extension géographique, montée en gamme technologique : Stellantis incarne pleinement cette transformation industrielle accélérée par la pression chinoise.[9, 2]

Section 2 : Analyse du secteur automobile en Algérie et implantation du groupe Stellantis

Le secteur automobile en Algérie est devenu un axe prioritaire dans la stratégie nationale de diversification économique, visant à réduire la dépendance aux hydrocarbures et à générer des emplois qualifiés. Après plusieurs années de stagnation due à des restrictions sévères sur les importations et à l’arrêt des unités de montage locales, l’industrie automobile connaît depuis 2023 une dynamique de redémarrage accéléré. Cette section propose une analyse du marché, de la réglementation, du développement industriel local, ainsi que des principaux défis et opportunités. Elle constitue une base pour comprendre les enjeux spécifiques auxquels le projet de fin d’études s’intègre[12].

1.2.1 Caractéristiques et tendances du marché automobile algérien

Après une période de blocage entamée en 2017, le marché automobile algérien a connu une reprise spectaculaire à partir de 2023. En 2024, les ventes ont bondi de 77,5 % pour atteindre 200 840 unités, un record depuis 2015. Cette reprise est attribuée principalement à la réautorisation de l'importation de véhicules d'occasion de moins de trois ans, une mesure introduite en octobre 2023. Toutefois, cette croissance masque une structure de marché à deux vitesses : une majorité des véhicules importés sont destinés aux institutions étatiques (gendarmerie, police, armée), tandis que les véhicules accessibles aux particuliers restent limités, entraînant spéculation et inflation sur le marché de l'occasion[13].

La domination des marques italiennes et chinoises est notable. Fiat a maintenu sa position de leader en 2024 avec 83 841 unités vendues, tandis que Geely et Chery ont affiché des croissances respectives de +6418 % et +520%. Cette percée rapide des constructeurs chinois est soutenue par une politique de prix agressive, une gamme modernisée et une stratégie de localisation alignée sur les ambitions du gouvernement algérien[14].

Le tableau suivant présente les volumes d'importation de véhicules d'occasion de moins de trois ans et les tendances associées pour les années récentes :

TABLE 1.4 – Importations de véhicules d'occasion de moins de 3 ans : volumes et tendances [14, 15]

Année	Importations VO < 3 ans	Valeur (M€)	Marque Leader	Croissance
2023	9,970	142.40	Fiat	+98% vs 2022
2024	16,592 (S1)	243.88 (S1)	Fiat (83,841)	+77.5%

En ce qui concerne le profil des consommateurs algériens, on observe une forte sensibilité au prix, aux conditions de paiement et à la disponibilité immédiate des véhicules. Les marques économiques comme Dacia, Kia, Chery et Fiat sont privilégiées, reflétant l'importance de l'accessibilité. Après le Ramadan 2024, les prix ont chuté de 20 %, preuve que les ajustements tarifaires ont un effet direct sur le comportement d'achat. On observe également une diversification des préférences vers les SUV, mais aussi un retour vers les citadines et véhicules hybrides, ces derniers étant perçus comme une solution transitoire vers l'électrification[15, 16, 17].

La fidélité aux marques historiques s'est affaiblie au profit des constructeurs offrant disponibilité immédiate et service après-vente efficace. L'arrivée massive de véhicules chinois, combinée à des stratégies de vente directe, a bouleversé les parts de marché traditionnelles.

L'importance de l'après-vente et de la distribution est également un facteur déterminant de structuration du secteur. L'écosystème algérien repose sur un réseau fragmenté de concessionnaires, de garages multimarques comme Bosch Car Service, et d'ateliers indépendants. Ce segment est essentiel à la viabilité du marché, notamment en matière de fiabilité, de satisfaction client et de maintenance des flottes. La logistique des pièces détachées et la coordination des flux entre importation, entrepôts et livraison sont des points critiques. L'intégration de systèmes ERP, la digitalisation et la planification logistique sont encore à un stade embryonnaire[18, 19].

1.2.2 Contraintes réglementaires, logistiques et enjeux structurels

L'Algérie a modifié à plusieurs reprises sa politique d'importation pour ajuster l'offre à la demande et prévenir la spéculation. Depuis octobre 2023, l'importation des véhicules d'occasion

de moins de trois ans est autorisée, sous conditions strictes. En 2025, une nouvelle mesure impose une inaccessibilité pendant trois ans après dédouanement, avec pénalités fiscales en cas de revente anticipée. De plus, une procédure spécifique encadre les importations sous le Certificat de Changement de Résidence (CCR), avec un plafond de 60 000 €[20, 21, 22].

L'État a interdit la production et l'importation de véhicules diesel, favorisant l'essence, l'hybride et l'électrique. Cependant, l'instabilité réglementaire, illustrée par les gels et dégels successifs des quotas pour les concessionnaires, nuit à la prévisibilité et peut freiner les investissements.

Le tableau ci-dessous récapitule les mesures majeures mises en place depuis 2023 :

TABLE 1.5 – Résumé des mesures clés impactant le marché des véhicules d'occasion et neufs

[20, 21, 22]				
Mesure	Date	Conditions Clés	Objectif	Effet Observé
Importation VO < 3 ans	Oct. 2023	Moins de 3 ans d'âge	Répondre à la demande	+150 % importations (9 mois 2024)
Inaccessibilité 3 ans	Janv. 2025	Revente interdite < 3 ans ou pénalités	Lutter contre la spéculation	Réduction incitation à revente
CCR < 60 000 €	2024	Véhicule neuf, < 1 an, < 100 km, statut pro	Encourager diaspora / limiter devises	Accès facilité à certains profils
Interdiction diesel	En vigueur	Tous types (importation et production)	Transition énergétique	Tension sur parc diesel actuel

Par ailleurs, depuis juin 2025, l'Algérie impose l'utilisation de ports secs pour les véhicules importés. Ce dispositif vise à désengorger les ports maritimes saturés (Alger, Oran), en transférant directement les conteneurs vers des zones logistiques intérieures où se déroulent les formalités douanières. Bien que ce système ajoute une étape logistique, il vise à réduire les frais de port, améliorer la fluidité de la chaîne d'approvisionnement, et potentiellement faire baisser les prix pour le consommateur final[23, 24].

Le tableau ci-dessous synthétise les caractéristiques principales du dispositif des ports secs, mis en place pour rationaliser la logistique douanière et désengorger les infrastructures portuaires classiques :

TABLE 1.6 – Dispositif de dédouanement en zones intérieures : description et effets attendus
[23, 24]

Élément	Description	Bénéfices Attendus
Localisation	Zones intérieures agréées (ex. Bejaïa)	Moins de congestion portuaire
Objectif	Fluidifier logistique de l'arrivée au client final	Réduction délais et coûts logistiques
Contrôle	Vérification des normes algériennes (sécurité/homolog.)	Maintien d'un contrôle réglementaire strict
Statut	Obligatoire depuis juin 2025	Nécessite adaptation des importateurs

Dans une logique plus large de redémarrage industriel, l'objectif de l'État est clair : transformer l'Algérie en un pôle industriel automobile, avec un taux d'intégration locale de 40 % en cinq ans. Le cahier des charges impose des paliers : 10 % à la deuxième année, 20 % à la troisième, 30 % à la cinquième. Stellantis (Fiat) vise 30 % d'intégration initialement, avec une ambition de 45 % d'ici 2026. Pour soutenir cette stratégie, un cadre juridique oblige les constructeurs à recourir à la sous-traitance locale et propose une plateforme numérique pour les agréments industriels[12, 15].

Le tableau suivant présente les projets industriels majeurs en cours :

TABLE 1.7 – Projets industriels automobiles en Algérie : état actuel et perspectives
[25, 26]

Constructeur	Localisation	Capacité	Intégration	Statut
Stellantis	Tafraoui (Oran)	17 000 (2024) à 90 000 (2026)	30–45%	Production en cours, extension prévue pour 2025
Hyundai	Projet (non précisé)	N/A	N/A	Usine prévue pour 2026 ; investissement de 400 M\$
Chery	Bordj Bou Arréridj	100 000 (prévu)	N/A	Vente lancée, production locale dès 2025
Jetour	Batna (ex-Gloviz)	270 000 (objectif)	N/A	Réhabilitation de l'usine en cours
BAIC	Batna	30 000 (2024)	N/A	Reprise d'usine, production estimée à 150 véhicules/jour

Malgré ces efforts, plusieurs défis structurels persistent. La rareté des véhicules a favorisé une spéculation intense, aggravée par une production locale encore embryonnaire. Les prix internationaux élevés, la pression concurrentielle des marques chinoises à bas prix et une transition énergétique encore coûteuse – notamment sur les véhicules électriques – accentuent les déséquilibres[7]. La majorité des modèles électrifiés restent inaccessibles à la population moyenne, limitant l'effet de levier de ces nouvelles technologies.

D'un point de vue logistique, les infrastructures demeurent inégales, les ports maritimes sont saturés, et la dépendance de l'Algérie aux composants critiques (semi-conducteurs, lithium) expose le secteur aux perturbations géopolitiques. Bien que les « ports secs » constituent une

avancée, leur efficacité à grande échelle reste à confirmer. Les futurs « smart ports », envisagés d'ici 2035, restent à l'état de projet.

La pénurie de compétences techniques constitue un autre goulot d'étranglement. Le manque de formation adaptée et la faiblesse du tissu de sous-traitance limitent fortement les ambitions d'intégration industrielle. Sans montée en compétence rapide, l'écosystème industriel restera fragile. S'ajoutent à cela des incertitudes réglementaires persistantes : lenteurs administratives, climat des affaires perçu comme peu stable, et traces de défiance liées à des scandales passés. Bien que des réformes soient engagées, leur mise en œuvre concrète demeure incertaine. En parallèle, plusieurs perspectives permettent d'envisager une dynamique positive à moyen terme. Le potentiel annuel dépasse les 400 000 véhicules neufs, ce qui fait de l'Algérie un marché domestique de grande taille et, par extension, un point d'ancrage régional stratégique pour l'exportation vers l'Afrique. Sur le plan technologique, le pays pourrait contourner certaines étapes historiques du développement industriel en misant directement sur l'électrique et l'hybride. L'IA, l'Internet des objets (IoT) et les véhicules définis par logiciel (SDV) représentent des opportunités concrètes, à condition qu'un écosystème numérique et des compétences locales soient rapidement développés[27]. La diversification des partenariats industriels, notamment avec les groupes chinois, sud-coréens et omanais (Chery, Hyundai, Jetour...), favorise l'apport en capital, en technologie et en savoir-faire. Cette ouverture est essentielle pour ne pas dépendre d'un seul pôle industriel et pour créer un environnement concurrentiel stimulant.

Enfin, la digitalisation croissante des processus industriels – à travers la mise en œuvre d'ERP, le Lean Six Sigma, ou l'analyse de la chaîne de valeur – constitue un levier important de professionnalisation. L'intégration de ces outils permettra de réduire les coûts, d'augmenter la qualité des produits et de sécuriser les chaînes d'approvisionnement dans un contexte global incertain[28, 29, 30].

1.2.3 Stratégie d'implantation et axes de développement de Stellantis Algérie

Stellantis a rapidement pris pied sur le marché algérien en signant un accord-cadre stratégique avec l'État algérien en octobre 2022. Ce partenariat, soutenu politiquement au plus haut niveau, a permis l'implantation de l'usine Fiat à Tafraoui (Oran), marquant le retour de la production locale de véhicules après plusieurs années de paralysie[31]. L'entreprise a adopté une stratégie incrémentale, débutant avec la Fiat 500 Hybrid en décembre 2023, puis élargissant sa gamme avec le Doblo, la Tipo et d'autres modèles en cours de lancement. Cette approche permet de maîtriser les risques tout en adaptant la production aux capacités locales et à la demande du marché. Aujourd'hui, Fiat occupe une position dominante, avec une part de marché impressionnante de 68,3 % au premier semestre 2024.

Ce succès est attribuable à une combinaison de facteurs : une reconnaissance historique forte, une entrée rapide sur le marché post-restrictions, et surtout, une capacité de production locale opérationnelle avant celle des concurrents[32]. Parmi les modèles phares, on retrouve la Fiat 500, le Doblò et la Tipo. Stellantis entend consolider sa domination en diversifiant son offre avec d'autres marques du groupe telles qu'Opel, Citroën et Peugeot. Cette stratégie multi-marques vise à élargir l'éventail des segments de marché couverts, du grand public au premium. Cependant, la dynamique concurrentielle évolue rapidement. De nombreux constructeurs internationaux, notamment chinois (Chery, JAC, Geely, etc.) et européens (Renault), accélèrent leur implantation locale[33, 21]. Ces nouveaux entrants misent sur des prix agressifs, des partenariats avec des industriels locaux et une stratégie d'intégration rapide. Cette évolution accroît la pression sur Stellantis pour accélérer son propre programme de localisation et continuer à innover pour rester compétitif. Au-delà de la consommation locale, Stellantis considère l'Algérie

comme un pilier de sa stratégie régionale MEA (Moyen-Orient et Afrique), avec pour ambition de faire du pays un hub de fabrication et d'exportation vers d'autres marchés africains[34].

1.2.4 Stratégie industrielle et organisation opérationnelle

Avec plus de 200 millions d'euros investis et une production visée de 90 000 unités en 2026, Stellantis affiche une ambition forte. L'entreprise vise une autonomie de production supérieure à 90 % à l'horizon 2030, ce qui en ferait l'acteur le plus localisé de la région MEA[35, 36]. La stratégie de Stellantis repose sur le principe de deep localization : non seulement produire localement, mais également construire un tissu industriel avec des compétences nationales. Le groupe a déjà dépassé 10 % de contenu local dès 2024 et vise 30 % en 2026. Ses partenariats avec les universités techniques et les initiatives comme les Conventions Internationales de Fournisseurs illustrent un engagement profond envers la formation et le développement d'un écosystème intégré. Stellantis a signé des accords avec de nombreux sous-traitants locaux dans les domaines des sièges (MARTUR), des systèmes d'échappement (PUREM), des pièces plastiques (SIGIT-ACS), ou encore de l'électronique (IDE-NET) et de prestataire logistique (DZ Link). Cette approche dépasse les simples opérations d'assemblage pour poser les fondations d'une industrie complète, compétitive et technologiquement avancée[37]. Stellantis déploie en Algérie une stratégie d'industrialisation structurée, articulée autour de la montée en puissance de l'usine de Tafaoui, d'un département logistique performant et d'une gouvernance locale agile.

L'organisation de Stellantis Algérie est conçue pour assurer une intégration efficace au sein de la structure mondiale de Stellantis tout en répondant aux spécificités du marché algérien. La présence d'une direction générale dédiée en Algérie permet une prise de décision agile et une adaptation rapide aux dynamiques du marché. Cette structure locale, tout en bénéficiant du soutien et de l'expertise du groupe Stellantis à l'échelle internationale, est essentielle pour la mise en œuvre des stratégies de production, de logistique et de commercialisation. Elle facilite également les interactions avec les autorités algériennes et les partenaires locaux, ce qui est fondamental pour un projet d'une telle envergure industrielle et commerciale. L'autonomie opérationnelle accordée à la direction locale, dans le cadre des directives du groupe, est un levier pour maximiser l'efficacité et la réactivité sur le terrain. Le département logistique de Stellantis Algérie joue un rôle central dans l'orchestration des flux de matériaux et de produits, depuis l'approvisionnement des composants jusqu'à la livraison des véhicules finis aux points de vente. Son efficacité est directement corrélée à la fluidité des opérations de production et à la satisfaction client[38].

Dans ce contexte, le présent projet de fin d'études s'inscrit au cœur même de cette dynamique industrielle, en étant hébergé au sein de Stellantis Algérie, plus précisément dans sa Direction Supply Chain, un levier stratégique du redémarrage logistique de la production nationale. L'objectif de notre intégration était d'analyser, comprendre et accompagner les transformations logistiques dans un environnement industriel en mutation rapide, marqué par une montée en charge progressive de la production locale, des exigences réglementaires nouvelles (comme les ports secs), et une complexification croissante des flux.

Pour mieux appréhender la place de notre mission, il est nécessaire de comprendre la structure organisationnelle globale de Stellantis Algérie, qui est conçue sur un modèle hiérarchique et matriciel à quatre niveaux (voir Figure 1.1).

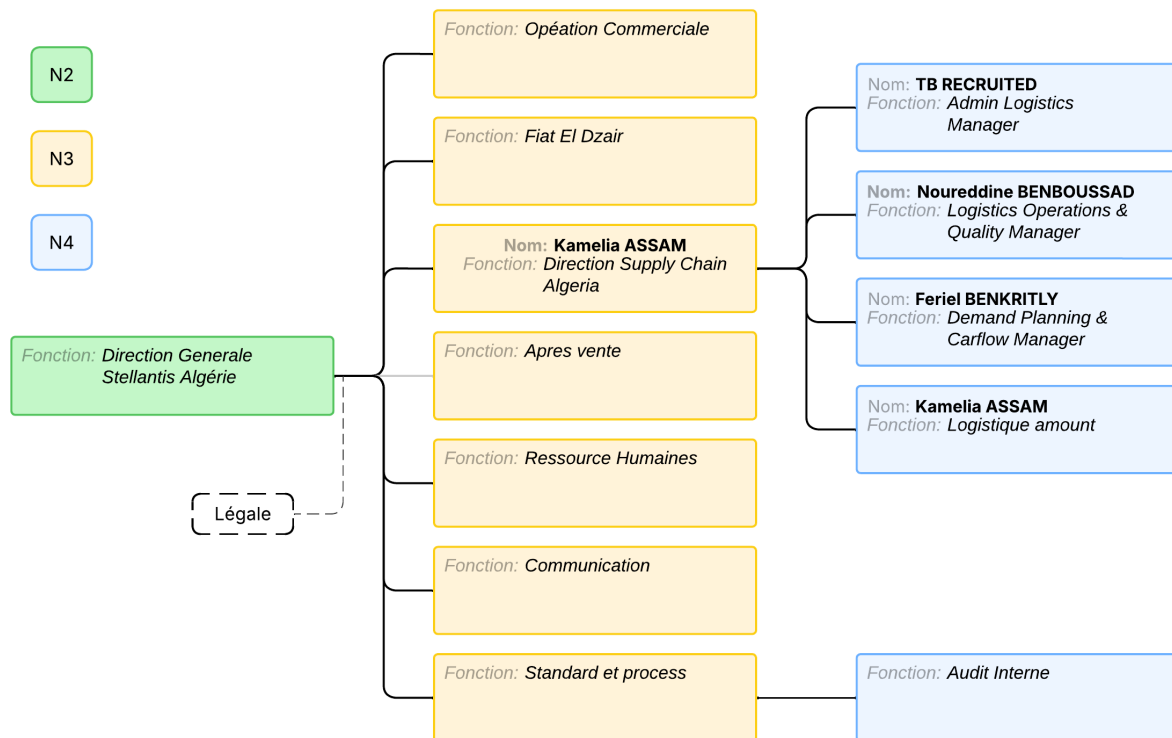


FIGURE 1.1 – Organigramme

À son sommet se trouve la Direction Générale, dirigée par M. Raoul Pradoura, qui assure le pilotage stratégique global. Cette direction supervise, de manière transversale, le service juridique. Au deuxième niveau, on retrouve les grandes fonctions opérationnelles que sont : l'opération commerciale, la marque Fiat El Dzair, le pilotage de projet, la planification & la chaîne logistique, l'après-vente, les ressources humaines, la communication et les standards & process. Chaque direction est ensuite déclinée au troisième niveau en unités spécialisées : par exemple, la gestion de projet sous l'opération commerciale, la logistique aval dans la marque Fiat El Dzair, ou encore le lancement de nouveaux modèles et la logistique amont dans la direction de planification. Enfin, le quatrième niveau regroupe les unités transversales de soutien, essentielles au bon fonctionnement de la chaîne : support opérationnel régional (Est et Ouest), gestion logistique et stock, facturation, contrôle des données. Cette structuration permet une articulation efficace entre les différents échelons décisionnels et opérationnels, tout en favorisant une coordination transversale des processus logistiques, commerciaux et administratifs.

C'est précisément au sein de la direction Supply Chain Algeria, rattachée à la direction planification & logistique, que notre mission s'est déroulée. Cette direction est dirigée par Madame Ryma Rahmani et constitue une pièce maîtresse de l'organisation industrielle de Stellantis Algérie. Elle est subdivisée en quatre pôles fonctionnels complémentaires (voir Figure 1.2).

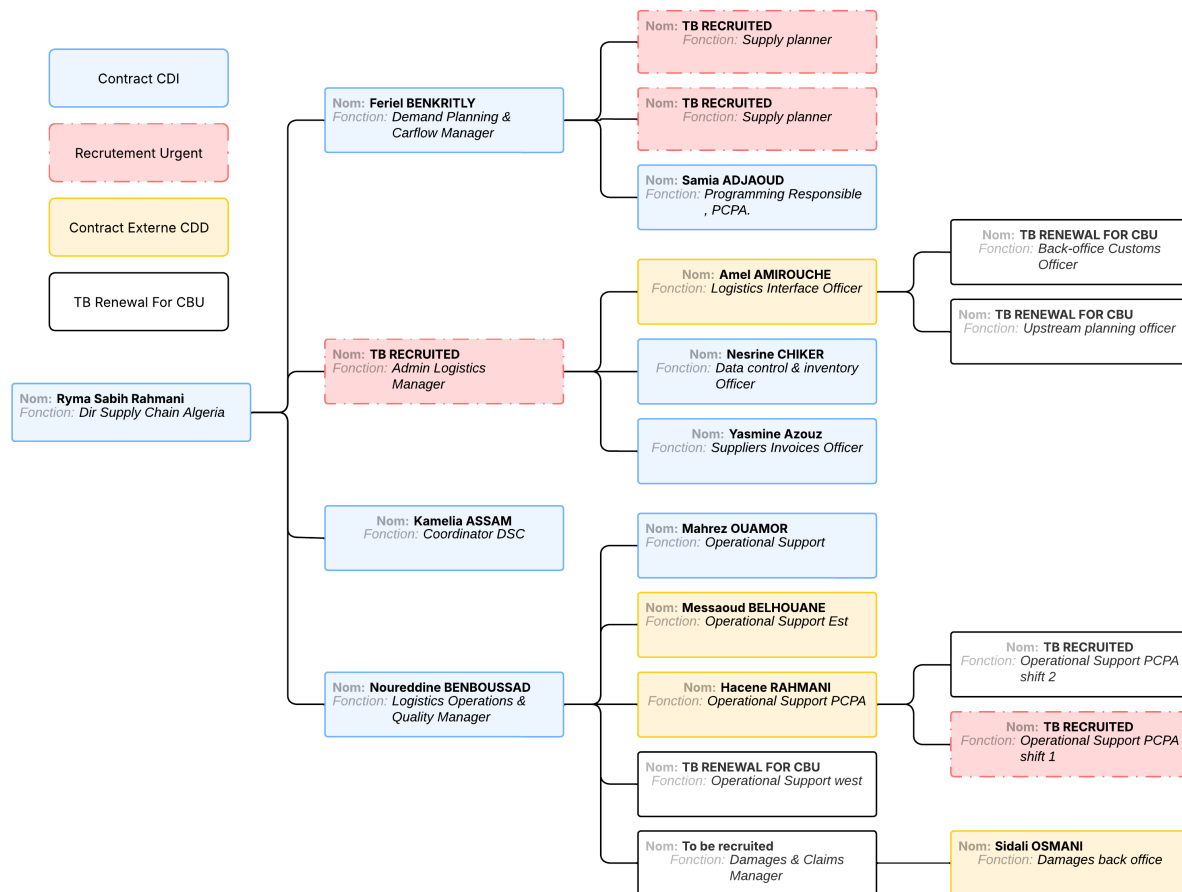


FIGURE 1.2 – Organigramme Département Logistique

- Le pôle «**Demand Planning & Carflow**» est chargé de la planification prévisionnelle, de l'ordonnancement des volumes de production, et de la gestion des flux physiques des véhicules depuis leur sortie de chaîne jusqu'au réseau de distribution.
- Le pôle «**Coordinator DSC**» est responsable de la logistique amont, c'est-à-dire du pilotage des flux de composants importés (ou locaux) nécessaires à l'assemblage des véhicules.
- Le pôle «**Logistics Operations & Quality**» supervise les opérations logistiques sur le site de production ainsi que les contrôles qualité associés.
- Enfin, le pôle «**Admin Logistics**» gère le contrôle des stocks, la facturation, les données logistiques, les relations douanières et la gestion des sinistres, en lien avec le back-office et les cellules régionales de support (Est et Ouest).

Chacun de ces pôles est adossé à des fonctions spécialisées : planification PCPA, reporting, analyse de la performance logistique, traçabilité, gestion documentaire, ou encore suivi réglementaire. Cette division du travail permet d'assurer une couverture complète du cycle logistique, depuis l'amont (approvisionnement) jusqu'à l'aval (livraison véhicule), en intégrant les contraintes terrain, la vision stratégique du groupe, et les impératifs réglementaires nationaux.

Sur le plan opérationnel, le département Supply Chain joue un rôle central dans la réussite de la production locale. Il coordonne l'ensemble des flux d'approvisionnement, incluant l'importation maritime et terrestre des pièces, le dédouanement, le stockage temporaire et l'acheminement vers la chaîne d'assemblage. Parallèlement, il gère les flux locaux issus de la sous-traitance nationale, un enjeu clé pour atteindre les objectifs de taux d'intégration industrielle fixés par

l'État algérien (objectif : 30 % d'ici 2026). Cette double logique – flux internationaux + développement d'un écosystème local – impose une gestion agile, coordonnée et digitalisée, pour éviter ruptures, ralentissements ou surcoûts.

Une fois les véhicules finalisés à l'usine de Tafraoui (Oran), la logistique aval prend le relais. Le département assure leur stockage, leur préparation à la livraison (contrôle qualité, documentation) et leur transport vers les points de vente à travers le territoire. Cette opération s'effectue en partenariat avec des prestataires logistiques tiers (3PL), principalement DZ LINK pour le transport, tandis que les opérations de dédouanement, de transit et de conformité réglementaire (y compris via le dispositif obligatoire des ports secs, en vigueur depuis juin 2025) sont assurées par SEAGADE.[21].

L'ensemble de cette organisation logistique – de la planification à la distribution – constitue le terrain d'étude de notre projet. L'objectif est de contribuer, à notre échelle, à la professionnalisation de la chaîne logistique à travers une analyse des pratiques actuelles, des pistes d'optimisation, et une meilleure articulation entre flux physiques et informationnels. Cette immersion au sein de la Supply Chain Stellantis Algérie offre une opportunité concrète de relier enjeux industriels, stratégies de localisation et performance logistique dans un contexte en transformation.

Section 3 : Diagnostic des flux logistiques à l'aide de la méthode SADT

Dans un contexte économique marqué par des exigences croissantes en matière de performance, de traçabilité et de rentabilité, la fonction logistique joue un rôle stratégique dans la compétitivité des entreprises industrielles. C'est particulièrement vrai dans le secteur automobile, où la maîtrise des flux physiques, d'information et de services conditionne non seulement la satisfaction client mais aussi l'efficacité opérationnelle globale. Dans ce cadre, Stellantis Algérie, en tant qu'acteur majeur de la distribution de véhicules neufs sur un territoire vaste et hétérogène, se trouve confronté à des défis logistiques et organisationnels spécifiques. Face à l'observation de certaines inefficiences constatées sur le terrain – telles que des coûts de transport non maîtrisés, une variabilité des délais de réparation ou encore des taux d'utilisation de flotte sous-optimaux – il devient impératif de mettre en œuvre une démarche de diagnostic structurée, capable de dépasser l'intuition ou l'empirisme. L'enjeu est ici de détecter et d'expliquer les défaillances systémiques, non pas à partir d'hypothèses préconçues, mais à travers une analyse inductive fondée sur les faits, les données terrain et la modélisation des processus. La spécificité de la démarche retenue dans ce travail repose sur une logique descendante (top-down), inspirée des méthodes de décomposition fonctionnelle comme la méthode SADT (Structured Analysis and Design Technique). Cette approche permet d'analyser un système complexe par paliers successifs, en partant d'indicateurs globaux de performance, pour ensuite explorer les sous-systèmes jusqu'à faire émerger les causes profondes des dysfonctionnements observés. Ce diagnostic ne se limite pas à un simple relevé d'indicateurs, mais s'appuie sur une triangulation méthodologique entre :

- L'analyse de KPI logistiques concrets (taux de remplissage, écarts de coût de transport, avaries, etc.),
- La modélisation des processus métiers via des diagrammes BPMN,
- Et l'exploitation de données empiriques issues de l'activité réelle (tableaux de bord, historiques de missions, devis de réparation).

L'objectif est double : d'une part, objectiver les anomalies de fonctionnement au sein de la

chaîne de distribution et du service de gestion des avaries ; d'autre part, construire un raisonnement structuré qui permette de faire émerger, de manière logique et démontrée, les problématiques clés à résoudre pour améliorer la performance globale du système. Dans les sections suivantes, cette démarche sera déroulée étape par étape, depuis l'observation de la performance logistique globale jusqu'à la mise en évidence des défaillances locales. Ce processus progressif vise à fournir une compréhension systémique des enjeux actuels de Stellantis Algérie, tout en posant les bases d'une amélioration durable, fondée sur la donnée et l'analyse critique. Afin de structurer ce diagnostic, une modélisation fonctionnelle de l'ensemble du processus de distribution a été réalisée selon la méthode SADT. Le schéma suivant présente la fonction principale du système logistique étudié.

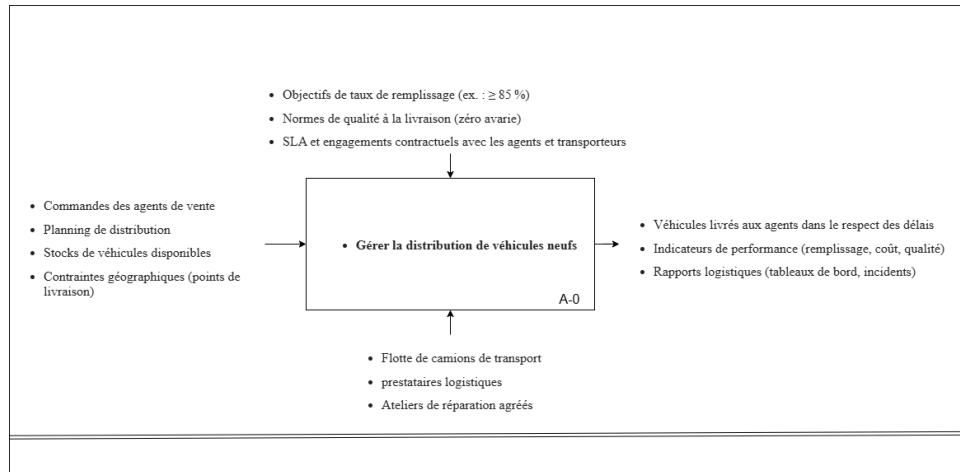


FIGURE 1.3 – Schéma SADT A-0 – Gérer la distribution de véhicules neufs

1.3.1 Étape 1 : Observation d'un indicateur global de performance logistique

Dans la continuité de cette modélisation, La première étape de ce diagnostic repose sur l'analyse d'un indicateur synthétique et central dans toute opération de transport de marchandises : le taux de remplissage des véhicules. En logistique, cet indicateur mesure le rapport entre la capacité effectivement utilisée d'un moyen de transport (en volume ou en nombre d'unités transportées) et sa capacité totale. Il constitue à ce titre un levier fondamental d'optimisation, tant en termes économiques (réduction du coût unitaire par véhicule transporté) qu'environnementaux (réduction des trajets à vide ou sous-exploités). Dans le cadre de l'analyse fonctionnelle menée à travers le schéma SADT de niveau A-0, une première limite a été identifiée concernant la manière dont Stellantis Algérie mesure actuellement le taux de remplissage des camions. En effet, l'indicateur utilisé repose sur le nombre de véhicules transportés, sans prise en compte de leur volume réel. Or, cette approche peut s'avérer peu représentative, compte tenu de la diversité de la gamme de véhicules distribués. Par exemple, un chargement de quatre Fiat 500 n'occupe qu'environ 50 % du volume utile d'un camion, tandis que trois véhicules utilitaires Ducato peuvent suffire à le saturer à 100 %. Ainsi, un taux de remplissage moyen exprimé en nombre de véhicules — estimé ici à 87 % — ne reflète pas fidèlement le taux d'utilisation réelle des capacités de transport. Face à ce constat, un indicateur plus pertinent a été introduit : le taux de remplissage par volume, qui tient compte de l'encombrement effectif de chaque véhicule. Ce KPI est défini par la formule suivante :

$$\text{TauxRempl}(c) = \frac{\sum_{v \in V_c} \text{vol}(v)}{\text{vol_camion}(c)} \quad (1.1)$$

Ce nouvel indicateur offre une vision plus précise et plus rationnelle de l'utilisation des ressources logistiques, en intégrant la variable physique la plus déterminante dans le transport de véhicules : leur gabarit. Dans le cas étudié, les données disponibles sur une période significative (mois de décembre) révèlent un taux de remplissage moyen conforme de 77% voir schema 1.4 (un taux de remplissage conforme est entre 0.85 et 1 et non conforme si inférieure a 0.85 ou supérieure a 1). Ce chiffre, bien qu'acceptable à première vue, reste sensiblement inférieur aux standards de performance recommandés dans le secteur du transport automobile, où des taux cibles supérieurs à 85% sont souvent recherchés. Ce décalage appelle à une analyse plus fine des comportements de remplissage.

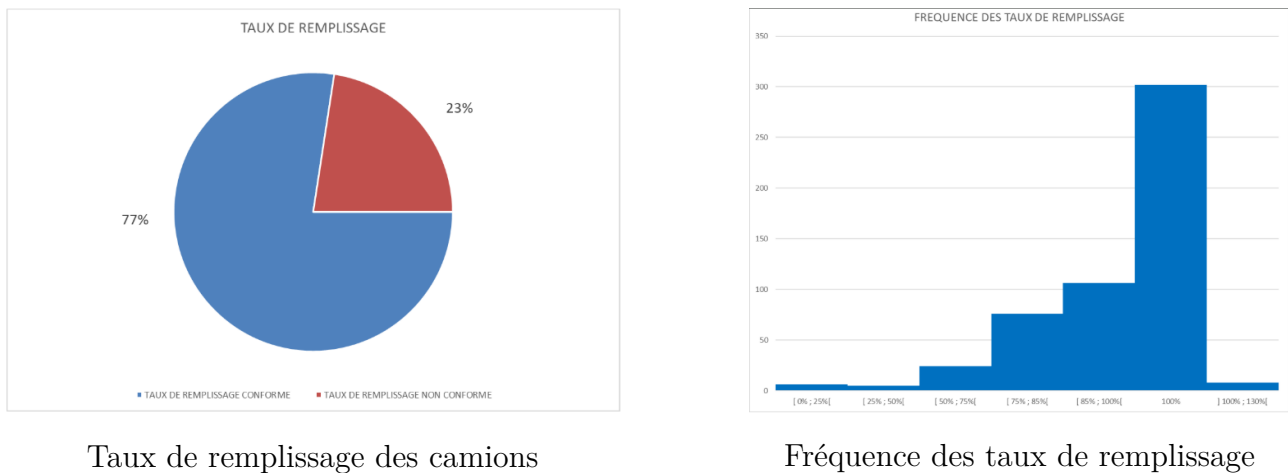


FIGURE 1.4 – Analyse statistique des taux de remplissage

L'analyse de la distribution quotidienne des taux de remplissage (voir schéma 1.5) met en évidence une variabilité importante dans l'utilisation effective des camions. Cette fluctuation s'observe à la fois dans le sens de la sous-utilisation et dans celui du dépassement de capacité. Certaines tournées présentent des taux de remplissage inférieurs à 70 %, traduisant un niveau de chargement partiel. Cela se traduit par une capacité non exploitée. Par exemple, le 9 décembre, la capacité perdue sur les tournées concernées a été estimée à 41 % du volume total théorique. À l'opposé, d'autres tournées dépassent le seuil de 100 % de remplissage voir schéma 1.4, ce qui indique que certains camions ont été chargés au-delà de leur capacité déclarée. Ce phénomène reste ponctuel mais observable dans les données, ce qui suggère un manque d'uniformité dans la gestion du chargement d'une tournée à l'autre. Ce constat met en lumière une absence de régularité dans la planification logistique à l'échelle quotidienne

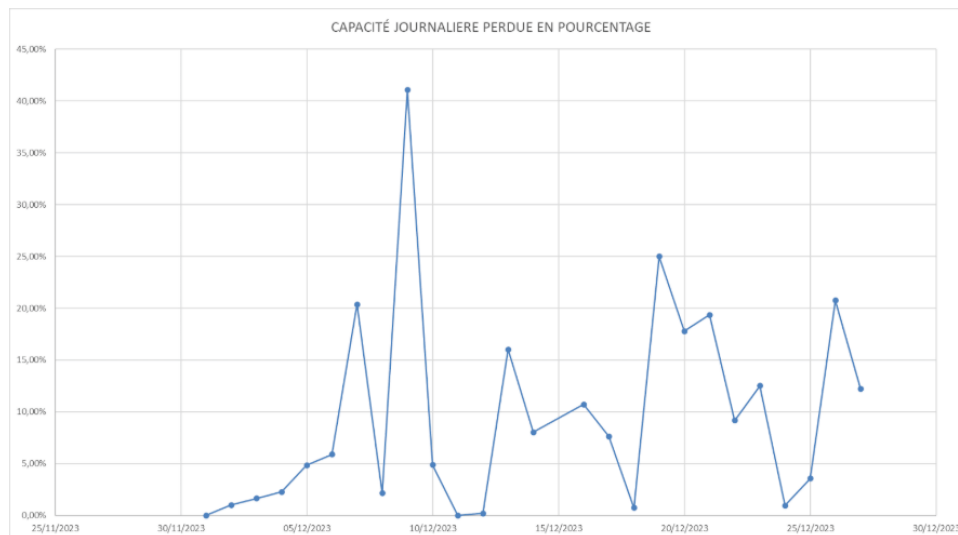


FIGURE 1.5 – Capacité journalière perdue

Conséquences immédiates identifiées

L'analyse de la variabilité des taux de remplissage met en évidence deux effets notables sur la performance logistique. Sur le plan économique, la mobilisation de camions partiellement chargés entraîne une élévation du coût unitaire de transport. En l'absence de mutualisation suffisante des volumes, les frais fixes inhérents à chaque trajet (carburant, chauffeur, amortissement du véhicule) sont répartis sur un nombre réduit d'unités transportées, ce qui dégrade la rentabilité de l'opération. Sur le plan opérationnel, les cas de dépassement de capacité observés sont souvent associés à une augmentation des avaries signalées à la réception des véhicules. Bien que cette corrélation reste à confirmer par une analyse plus fine, les données suggèrent que les tournées surchargées coïncident plus fréquemment avec des besoins de remise en état avant livraison. Cela génère un volume supplémentaire d'interventions correctives, susceptibles d'impacter les délais de disponibilité et la qualité perçue du service logistique.

Hypothèse exploratoire

Cette coexistence de tournées sous-utilisées et de cas de surcharge indique l'existence probable de lacunes structurelles dans l'organisation de la planification des chargements. Elle laisse penser qu'aucun outil d'optimisation automatisé n'est actuellement utilisé, et que les règles de gestion applicables ne sont ni formalisées ni systématiquement appliquées. Plus précisément, il semble manquer :

- Un mécanisme de répartition équilibrée des volumes entre les tournées ;
- Des critères de priorisation des destinations intégrant des logiques économiques (coûts) ou géographiques (regroupement de zones) ;
- Une stratégie de regroupement cohérente permettant d'atteindre un taux de remplissage performant sans générer de surcharge.

Dans ce contexte, le taux de remplissage, s'il est considéré comme un indicateur central de pilotage, constitue un point d'entrée pertinent pour approfondir l'analyse des mécanismes de planification. Il oriente naturellement vers l'étude des pratiques de jumelage de destinations, Cela implique de mieux comprendre l'architecture fonctionnelle globale du processus logistique.

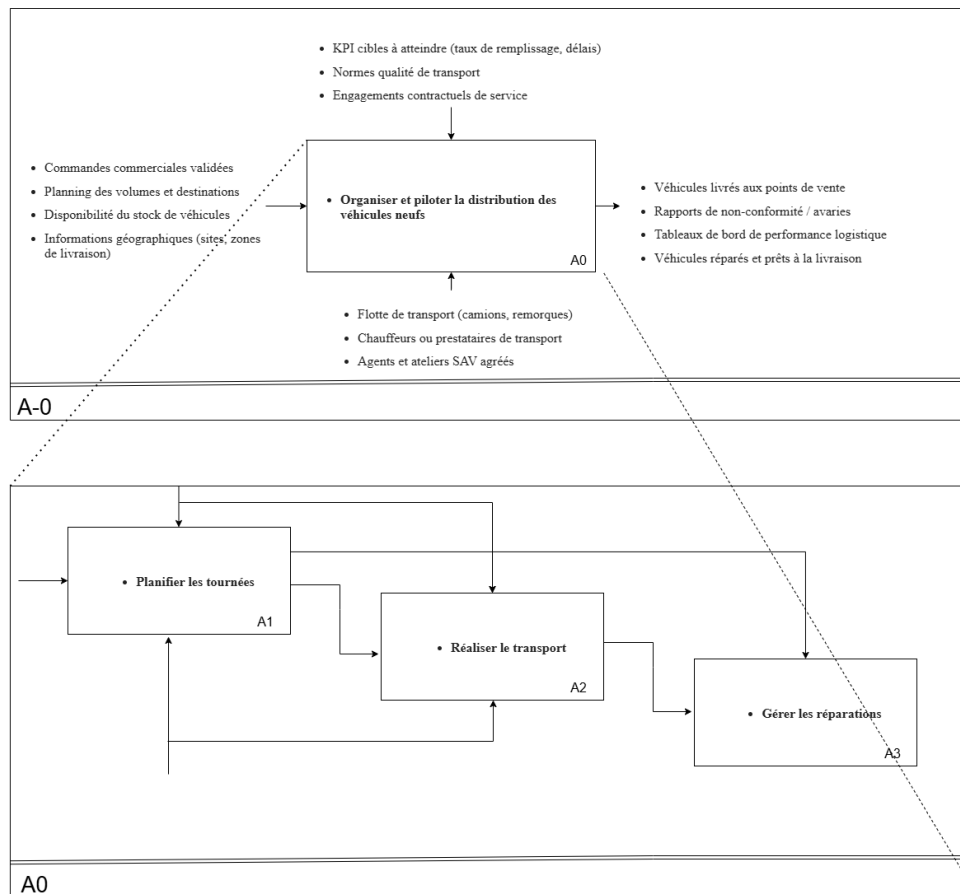


FIGURE 1.6 – Schéma SADT niveau A0 – Décomposition fonctionnelle de la distribution VN

La décomposition fonctionnelle du système de distribution (schéma SADT A0) a permis d'identifier trois sous-processus essentiels à la chaîne logistique : la planification des tournées (A1), la réalisation du transport (A2) et la gestion des réparations (A3). Dans ce cadre, le processus A1 – Planifier les tournées joue un rôle déterminant dans la performance globale. Il conditionne directement :

- le taux d'utilisation des camions,
- la cohérence des itinéraires,
- et la répartition des volumes entre les différentes destinations.

C'est à ce niveau que se prennent les décisions relatives à l'affectation des véhicules aux tournées et au jumelage des destinations, deux leviers clés d'optimisation logistique. L'étape suivante du diagnostic se concentre donc sur cette première sous-fonction (A1), en analysant plus précisément les pratiques de chargement et de jumelage, à partir des données opérationnelles recueillies.

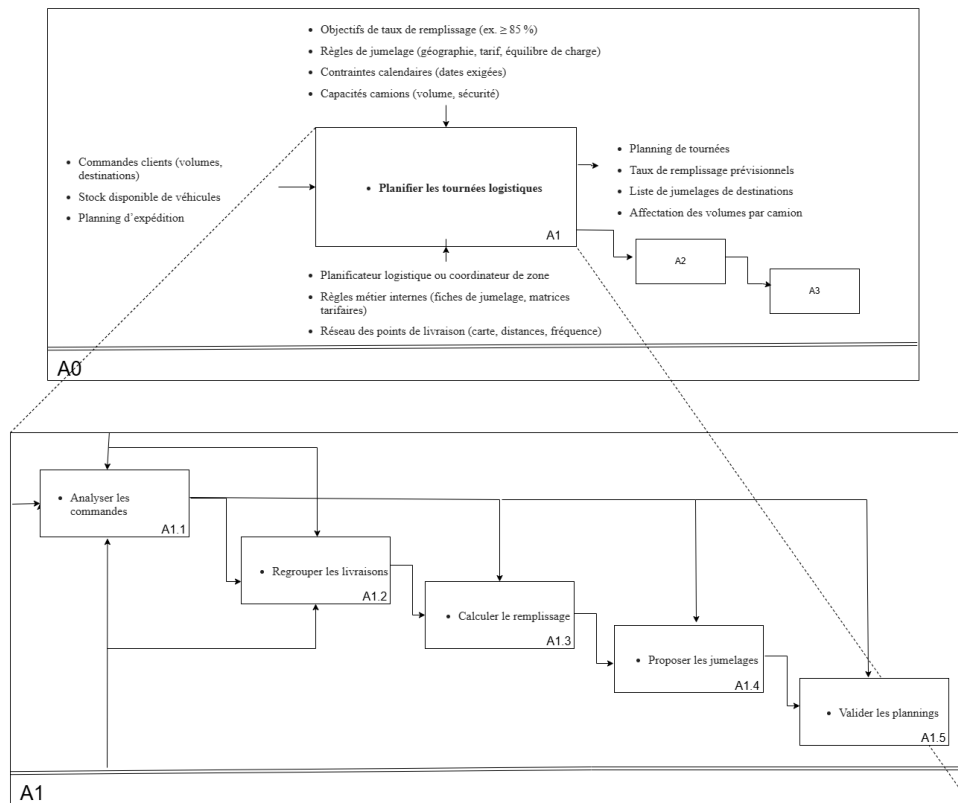


FIGURE 1.7 – Schéma SADT niveau A1 – Planifier les tournées

1.3.2 Étape 2 : Les pratiques de chargement et de jumelage

À la suite de l'observation du taux moyen de remplissage des camions, une analyse plus détaillée des pratiques opérationnelles de chargement permet d'examiner les causes possibles des déséquilibres identifiés. Cette étape vise à évaluer les méthodes utilisées pour affecter les véhicules aux tournées et comprendre comment les destinations sont groupées ou «jumelées» au sein d'un même trajet.

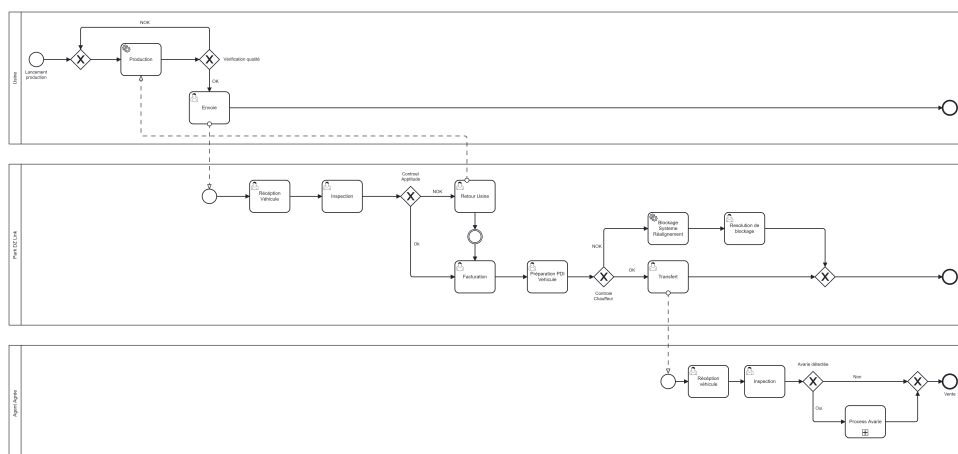


FIGURE 1.8 – BPMN du processus de transport des VN

Analyse des écarts de remplissage

Les données révèlent une variabilité marquée des taux de remplissage d'un jour à l'autre. Certains jours, la capacité perdue atteint des niveaux non négligeables (par exemple, 41%

le 9 décembre ou 25% le 19 décembre), traduisant une planification parfois éloignée du taux de saturation ciblé. À l'inverse, d'autres camions dépassent ponctuellement les 100% de leur capacité déclarée, ce qui pose des questions de conformité technique et de sécurité, et suggère un ajustement informel de la charge. Cette variabilité peut refléter l'absence de règles uniformes concernant la composition des chargements, notamment lorsqu'il s'agit de jumeler plusieurs destinations dans une même tournée.

Logique de jumelage et tarification associée

Le jumelage consiste à regrouper, au sein d'un même transport, des véhicules à destination de plusieurs zones géographiques. Cette pratique vise à améliorer le taux de remplissage des camions tout en réduisant le nombre total de tournées nécessaires. Théoriquement, elle constitue un levier d'optimisation logistique, à condition que les combinaisons de destinations soient cohérentes à la fois opérationnellement (proximité géographique, compatibilité des volumes) et économiquement (structure tarifaire équitable). Or, l'analyse des données révèle que le jumelage, bien qu'existant dans la pratique, n'est ni systématisé ni optimisé. Sur les 41 jumelages identifiés, plusieurs cas montrent une association entre une destination principale à tarif élevé (servant de référence pour le calcul du coût du transport) et une destination secondaire à tarif sensiblement inférieur. Dans le système tarifaire en vigueur, le coût de la tournée est généralement déterminé par la destination la plus onéreuse. Ainsi, les destinations secondaires bénéficient du transport au même tarif unitaire que la destination principale, indépendamment de leur éloignement réel ou de leur poids économique dans la tournée. À titre d'illustration :

- Le jumelage entre Tébessa (destination principale) et Alger (destination secondaire) induit un écart tarifaire de 75 200 DA entre les deux points.
- D'autres cas présentent des différentiels compris entre 40 000 et 50 000 DA, remettant en question la pertinence économique de certaines combinaisons, en particulier pour les zones secondaires qui se retrouvent indirectement pénalisées.

Ce constat soulève la question de la rationalité économique du jumelage tel qu'il est actuellement pratiqué, et appelle à une modélisation plus fine des règles de combinaison de destinations, intégrant des critères de tarification différentielle ou des seuils de rentabilité minimaux.

Indicateurs de performance du jumelage

Afin d'évaluer rigoureusement l'efficacité des pratiques de jumelage observées sur le terrain, trois indicateurs ont été définis dans le cadre de ce travail de recherche. Ces indicateurs n'étaient jusqu'ici ni suivis ni formalisés dans les outils ou tableaux de bord de Stellantis Algérie. Leur construction a été motivée par le besoin de disposer d'une base analytique permettant de juger objectivement de la pertinence des combinaisons de destinations au sein des tournées. Les trois indicateurs retenus sont les suivants :

- **La part relative du volume alloué à la destination principale**, censée représenter le cœur de la tournée. Un jumelage est d'autant plus stable et rentable que la destination principale regroupe une majorité du volume transporté.
- **L'écart tarifaire entre la destination principale et la destination secondaire**, mesuré en valeur absolue et en pourcentage. Plus cet écart est faible, plus le jumelage est économiquement équilibré.
- **Le nombre de camions mobilisés pour un faible volume de véhicules**, qui constitue un signal d'alerte sur une planification sous-optimale ou un défaut de regroupement.

Les résultats de cette analyse sont synthétisés dans les graphiques suivants :

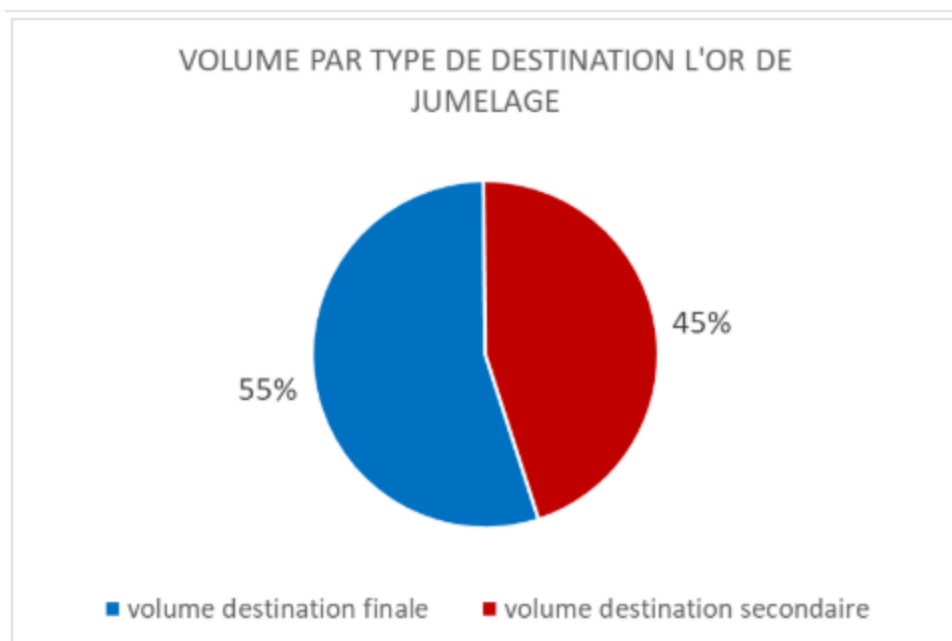


FIGURE 1.9 – Volume par type de destination l'or du jumelage

Ce graphique circulaire montre que la part des volumes affectés à la destination principale représente 55%, contre 45% pour les destinations secondaires. Ce ratio relativement équilibré laisse entendre que les jumelages observés ne sont pas toujours orientés vers une domination claire de la destination principale, ce qui peut fragiliser la logique économique de certaines tournées.

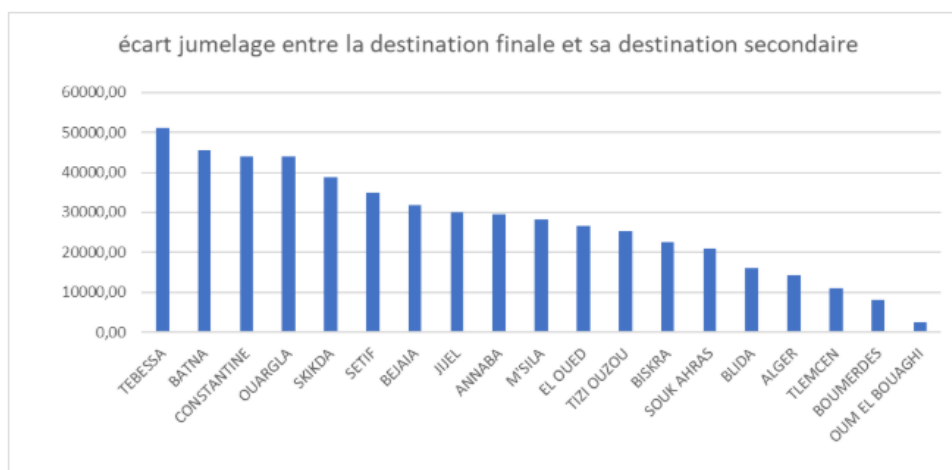


FIGURE 1.10 – Écart tarifaire moyen par couple de jumelage

Ce diagramme en barres met en évidence la variabilité importante des écarts tarifaires entre destinations principales et secondaires. Certaines paires, comme Tébessa–Alger, présentent un écart supérieur à 50 000 DA, tandis que d'autres, telles que Boumerdès–Alger ou Oum El Bouaghi–Khenchela, affichent un différentiel bien plus faible. La moyenne des écarts tarifaires sur l'ensemble des jumelages analysés s'établit à 30,35% (voir figure 1.11), ce qui reflète une perte potentielle d'efficacité tarifaire pour près d'un tiers des cas.

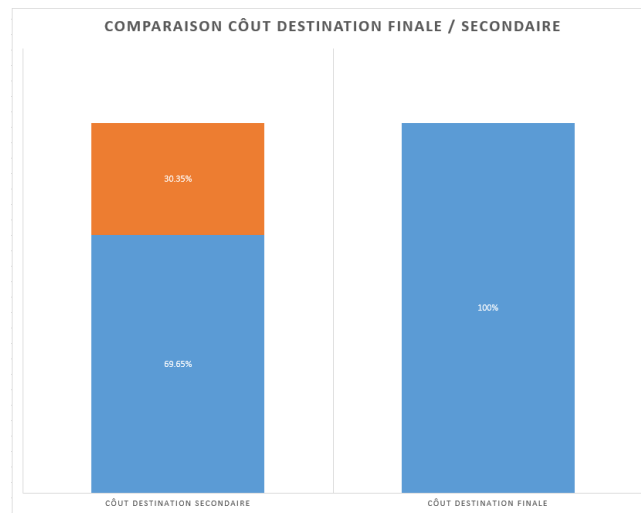


FIGURE 1.11 – Comparaison des coûts destination Finale Secondaire

Ces indicateurs, bien qu'élémentaires dans leur formulation, ont permis d'objectiver une réalité jusqu'alors traitée de manière empirique au sein de l'organisation. Leur introduction permet d'initier une logique de pilotage plus structurée, en posant les bases d'un suivi régulier et d'une prise de décision fondée sur des seuils quantifiables. Enfin, l'analyse croisée de ces indicateurs révèle plusieurs cas de tournées comportant des volumes très faibles ou des combinaisons tarifaires désavantageuses. Certains camions sont mobilisés pour livrer seulement trois ou quatre véhicules, ce qui augmente significativement le coût logistique unitaire et dégrade la rentabilité globale du réseau de distribution.

Hypothèse diagnostique

L'analyse des pratiques observées conduit à formuler une hypothèse centrale quant au fonctionnement actuel du système de jumelage chez Stellantis Algérie : les règles encadrant la constitution des tournées et le regroupement des destinations ne sont ni formalisées, ni intégrées à un outil d'aide à la décision automatisé. Les jumelages semblent reposer sur une logique essentiellement opportuniste ou empirique, sans référentiel structuré permettant d'en évaluer l'efficacité selon des critères économiques (écart tarifaire entre destinations), géographiques (distances relatives) ou opérationnels (équilibre des volumes transportés).

Ce manque de structuration explique en partie la variabilité importante des taux de remplissage constatés, ainsi que l'occurrence de tournées sous-optimales ou économiquement désavantageuses. Plus précisément, cette absence de cadre méthodologique engendre : des surcoûts logistiques liés à l'utilisation excessive de camions pour de faibles volumes transportés ; des distorsions tarifaires induites par des écarts importants entre les coûts réels des destinations secondaires et les tarifs appliqués dans le cadre du jumelage ; des cas de surcharge, occasionnels mais non négligeables, qui traduisent un ajustement de dernière minute sans contrôle systématique des contraintes de capacité. Ces éléments, mis en lumière par les indicateurs développés dans la présente recherche, soulignent la nécessité d'approfondir l'analyse au-delà des aspects économiques immédiats. En effet, les effets de bord de ces dysfonctionnements sont susceptibles d'impacter la qualité de service et l'intégrité physique des véhicules transportés. L'étape suivante du diagnostic portera donc sur l'analyse de ces conséquences opérationnelles, à travers l'étude du lien potentiel entre surcharge et avaries constatées à la livraison.

Les constats issus de l'étape précédente montrent que la qualité de la planification (A1) conditionne fortement la structure des tournées. Or, ces tournées, une fois exécutées sur le terrain, génèrent des données réelles de transport (coût, avaries, taux de remplissage réalisé),

qui sont traitées au niveau de la fonction A2 – Réaliser le transport. Avant d’analyser plus en détail l’impact des choix de remplissage et de jumelage sur les coûts, il est utile de rappeler la structure fonctionnelle de cette sous-fonction (A2), telle que modélisée dans le cadre SADT ci-dessous.

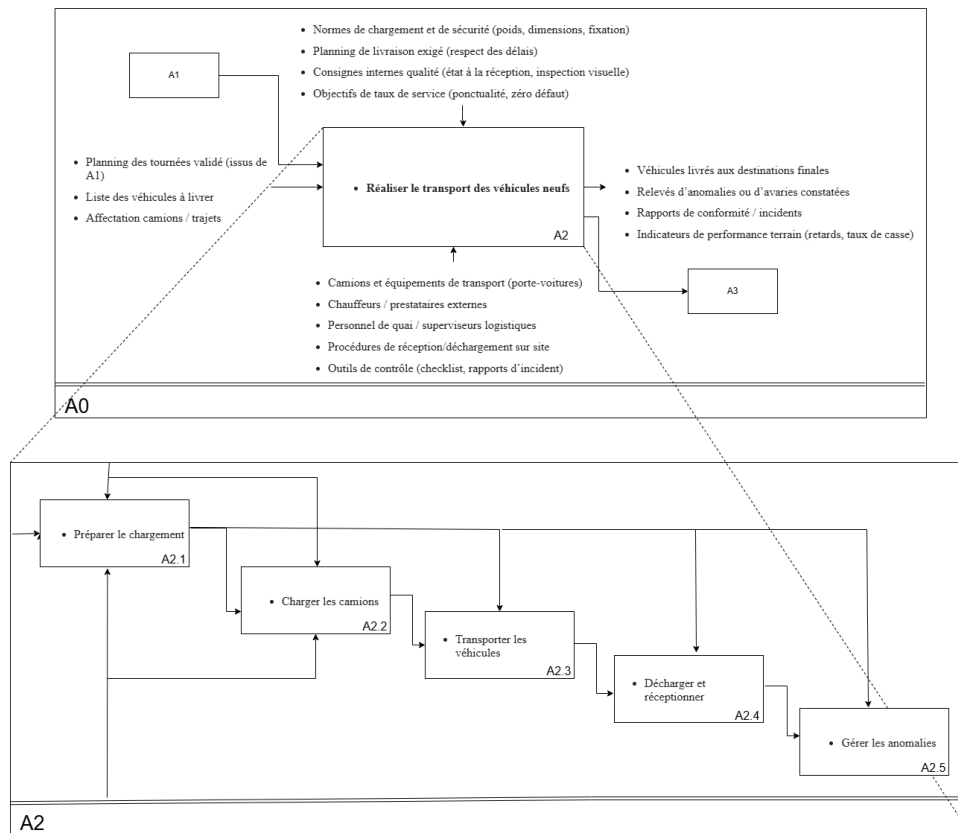


FIGURE 1.12 – Schéma SADT niveau A2 – Réaliser le transport

1.3.3 Étape 3 : Effets du taux de remplissage et des jumelages sur les coûts logistiques

Les résultats précédents ont mis en évidence une variabilité marquée des taux de remplissage ainsi qu’une diversité des combinaisons de destinations au sein des tournées logistiques. Cette hétérogénéité, loin d’être anecdotique, produit des effets directs et mesurables sur les coûts de transport imputés aux différentes zones desservies. L’objectif de cette section est d’analyser de manière structurée l’impact du taux de remplissage et des pratiques de jumelage sur la performance économique du système, à travers une lecture croisée des coûts unitaires par véhicule et des coûts par volume transporté. Il s’agit d’objectiver les écarts constatés entre les destinations, en les recontextualisant dans les choix d’organisation des tournées logistiques.

Coût unitaire par véhicule et par volume

L’exploitation des données de transport a permis de mettre en évidence une variabilité marquée des coûts unitaires, que ce soit par véhicule transporté ou par unité de volume équivalente (camion). Ces écarts ne se limitent pas à de simples différences de distance ou de tarification contractuelle : ils traduisent des effets de structure, liés à la manière dont les tournées sont constituées et aux taux de remplissage effectivement atteints.

Par exemple :

- Dans le cas de Souk Ahras, le coût par volume réel (défini ici comme le coût total par tournée divisé par le volume total de véhicules transportés, exprimé en équivalent camion) , se formule mathématiquement comme suit :

$$\text{Coût par volume réel} = \frac{\text{Coût total par tournée}}{\text{Volume total transporté (en équivalent camion)}} \quad (1.2)$$

atteint 400 322,58 DA, alors même que le coût facturé d'un camion sur cette liaison est trois fois moins des volumes. Ce différentiel important suggère une sous-utilisation des ressources de transport, combinée à un manque de consolidation des volumes.

Données :

volume transporté = 0,93 camion ;

coût total = 372 300 DA réparti sur 3 camions.

$$\frac{372\,300}{0,93} \approx 400\,322,58 \text{ DA}$$

- De manière similaire, à Biskra, le coût par volume réel est estimé à 200 626 DA, soit presque le double du coût contractuel du camion .
- À l'inverse, certaines destinations comme Mostaganem ou M'Sila présentent des coûts un peu plus contenus, témoignant d'une meilleure adéquation entre le volume transporté et la capacité mobilisée.

Ces écarts s'expliquent non seulement par les taux de remplissage inégaux d'une tournée à l'autre, mais également par les configurations de jumelage appliquées : la combinaison de destinations aux écarts tarifaires importants, ou l'usage de camions pour de faibles volumes, génère une dégradation de la performance économique par destination. Cela souligne la nécessité de prendre en compte la structure réelle des affectations (et non uniquement les coûts contractuels) pour évaluer la rentabilité effective de chaque flux logistique.

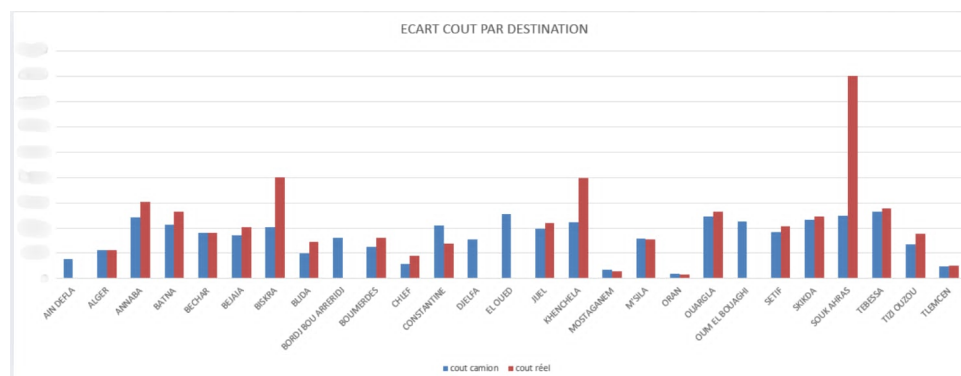


FIGURE 1.13 – Écart coût par destination

Origine des écarts de coût

L'analyse détaillée des tournées permet de mettre en évidence plusieurs facteurs explicatifs des écarts de coûts unitaires observés entre les destinations. Ces facteurs relèvent à la fois des pratiques de chargement, des modalités de jumelage, et des règles de tarification appliquées. Trois mécanismes principaux peuvent être identifiés :

1. Sous-chargement structurel

Certaines tournées mobilisent des camions largement sous-chargés, c'est-à-dire transportant un volume nettement inférieur à leur capacité théorique. En l'absence de mécanismes de regroupement systématique ou d'outils de planification avancée, cette situation conduit à une élévation mécanique du coût unitaire, les frais fixes de transport étant supportés par un nombre restreint de véhicules.

2. Jumelages économiquement déséquilibrés

L'examen des pratiques de jumelage révèle la coexistence de deux types de déséquilibres économiques. Le premier concerne l'impact direct sur les destinations secondaires : lorsqu'un site à faible coût théorique est associé à une tournée dont la destination principale est fortement tarifée, la tarification appliquée — reposant sur la destination la plus onéreuse — induit une distorsion significative du coût unitaire pour la destination secondaire. Cette dernière supporte un coût supérieur à ce que justifieraient son éloignement et son volume réel. Le second déséquilibre tient à la configuration même du jumelage. Dans de nombreux cas, l'écart tarifaire entre les destinations associées dépasse les seuils raisonnables d'optimisation. À titre d'illustration, des jumelages tels que Tébessa–Alger ou Skikda–Blida présentent des différentiels respectifs de 75 200 DA et 65 800 DA, représentant parfois plus de 40 % du coût total de la liaison principale (voir figure ci dessous 1.15). De tels écarts traduisent une absence de critère de compatibilité économique dans la constitution des tournées, ce qui fragilise la pertinence du jumelage et dégrade l'efficienne globale du système.

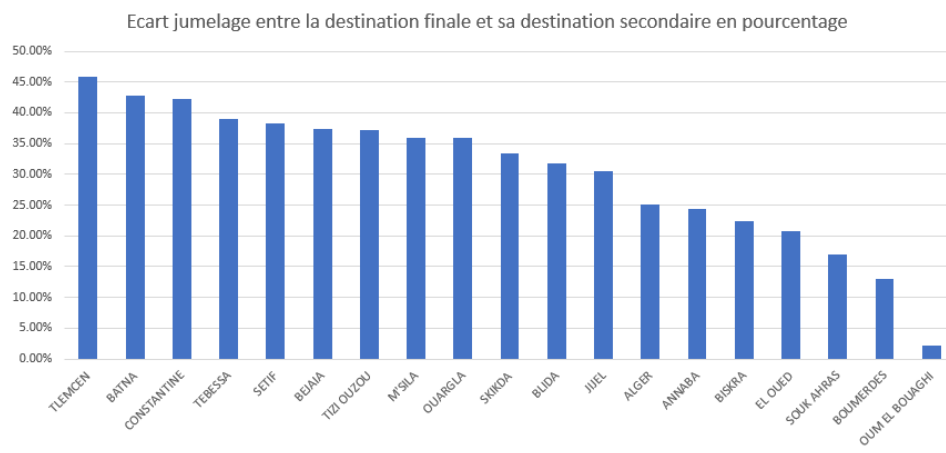


FIGURE 1.14 – Écart jumelage entre la destination finale et sa destination secondaire en pourcentage

Ces constats soulignent l'intérêt de formaliser des règles de sélection des paires de destinations en fonction de leur proximité tarifaire, afin de limiter les effets de transfert de charges et d'éviter la systématisation de pratiques économiquement défavorables pour certaines zones.

3. Répartition déséquilibrée des volumes entre destinations

Enfin, un autre facteur structurel réside dans la part relative des volumes alloués à chaque destination au sein d'une tournée jumelée. Le cas optimal serait celui où la majorité du volume transporté est destiné à la destination principale, ce qui permettrait de justifier économiquement l'usage du tarif le plus élevé pour l'ensemble du chargement. Cependant, plusieurs cas étudiés montrent l'inverse : des tournées où la destination secondaire représente une part importante, voire majoritaire, du volume transporté, tout en se voyant affectée le coût d'un trajet plus onéreux (voir figure ci dessous 1.14). Ce déséquilibre

volume/coût accentue les distorsions tarifaires et fragilise la rentabilité de certaines destinations. Ces constats plaident pour la mise en place de règles formalisées de jumelage, intégrant des seuils d'écart tarifaire admissible et une évaluation ex ante de l'impact économique des combinaisons envisagées.

VOLUME PAR TYPE DE DESTINATION L'OR DE
JUMELAGE

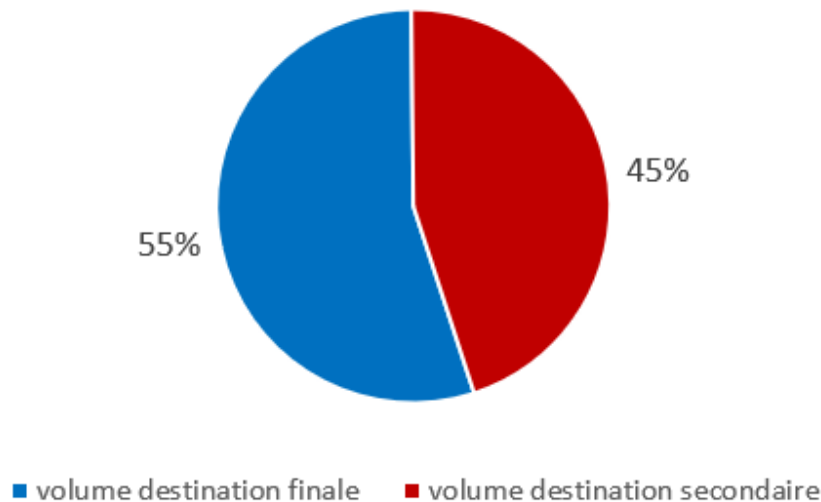


FIGURE 1.15 – Volume par type de destination l'or du jumelage

Effets indirects du système de tarification actuellement en vigueur

Le mécanisme de tarification actuellement appliqué repose sur une logique forfaitaire : pour chaque tournée, le coût global du transport est déterminé par la destination finale la plus coûteuse, indépendamment du nombre ou du type de destinations secondaires associées. Ce modèle, bien que simplificateur sur le plan opérationnel, engendre plusieurs effets de bord qui altèrent la lisibilité économique du système. Premièrement, ce mode de calcul tend à diluer les coûts entre plusieurs clients, sans prendre en compte la distance réelle parcourue ni le volume effectivement livré à chaque point de dépose. Il en résulte un brouillage des signaux économiques associés à chaque liaison.

Deuxièmement, cette approche masque la rentabilité individuelle des destinations, en rendant impossible la ventilation précise des coûts par zone desservie. Les tournées intégrant des destinations faiblement contributrices au volume ou au tarif final peuvent ainsi passer inaperçues dans les tableaux de bord de performance. Enfin, et de manière plus critique, ce modèle peut conduire à des situations où certaines destinations secondaires affichent un coût unitaire nul, voire négatif, du point de vue analytique. Ce phénomène, observé notamment pour Ain Defla ou Djelfa, résulte du fait que ces destinations sont incluses comme points secondaires dans des tournées à destination principale plus coûteuse. Dans ces cas, aucun coût spécifique ne leur est imputé, ce qui complique la mesure de leur impact économique réel et fausse les arbitrages logistiques à moyen terme. Ces effets soulignent les limites d'un système de tarification uniforme, et justifient la mise en place d'un modèle plus différencié, intégrant des critères de ventilation équitable des charges selon les volumes transportés et les distances couvertes.

Hypothèse de diagnostic

L'analyse croisée des coûts unitaires, des taux de remplissage et des configurations de jumelage permet de formuler une hypothèse explicative structurée des déséquilibres observés dans la tarification logistique. Plus précisément, il apparaît que les pratiques de planification en vigueur n'intègrent pas systématiquement trois paramètres fondamentaux :

- La cohérence économique des jumelages, c'est-à-dire le rapprochement de destinations dont les niveaux tarifaires sont comparables ;
- Le volume relatif de véhicules affecté à chaque point de livraison, notamment entre destination principale et secondaire ;
- Et le taux réel de remplissage atteint à l'échelle de chaque tournée.

Cette absence de prise en compte intégrée de ces dimensions se traduit par des situations répétées de remplissage inégal, de jumelage économiquement déséquilibré et de distorsion des charges de transport. En conséquence, le système de distribution dans son état actuel présente une efficacité réduite, tant du point de vue économique (coûts unitaires élevés, rentabilité variable selon les zones) qu'analytique (difficulté à ventiler les coûts réels par destination ou par tournée). Ce diagnostic vient renforcer la nécessité d'une formalisation des règles de planification et d'une automatisation partielle du processus d'affectation des véhicules, afin de restaurer une logique de pilotage par la donnée.

Ces constats invitent à explorer les conséquences indirectes de ces choix sur la qualité de service, en particulier sur l'état des véhicules à la livraison, et les interventions qui en découlent, sujet de la prochaine section. Les effets du sur-remplissage et du jumelage non maîtrisé, observés lors de l'analyse des tournées (fonctions A1 et A2), ne s'arrêtent pas à la livraison. Ils ont des répercussions directes sur la qualité du service perçue en aval, notamment lorsqu'ils entraînent des dommages aux véhicules transportés.

Ces dommages nécessitent un traitement opérationnel spécifique, pris en charge dans le cadre de la fonction A3 – Gérer les réparations des véhicules endommagés. Avant d'approfondir l'impact de ces événements sur les délais et les coûts, il est utile de rappeler les principaux éléments constitutifs de cette fonction, selon le modèle SADT suivant.

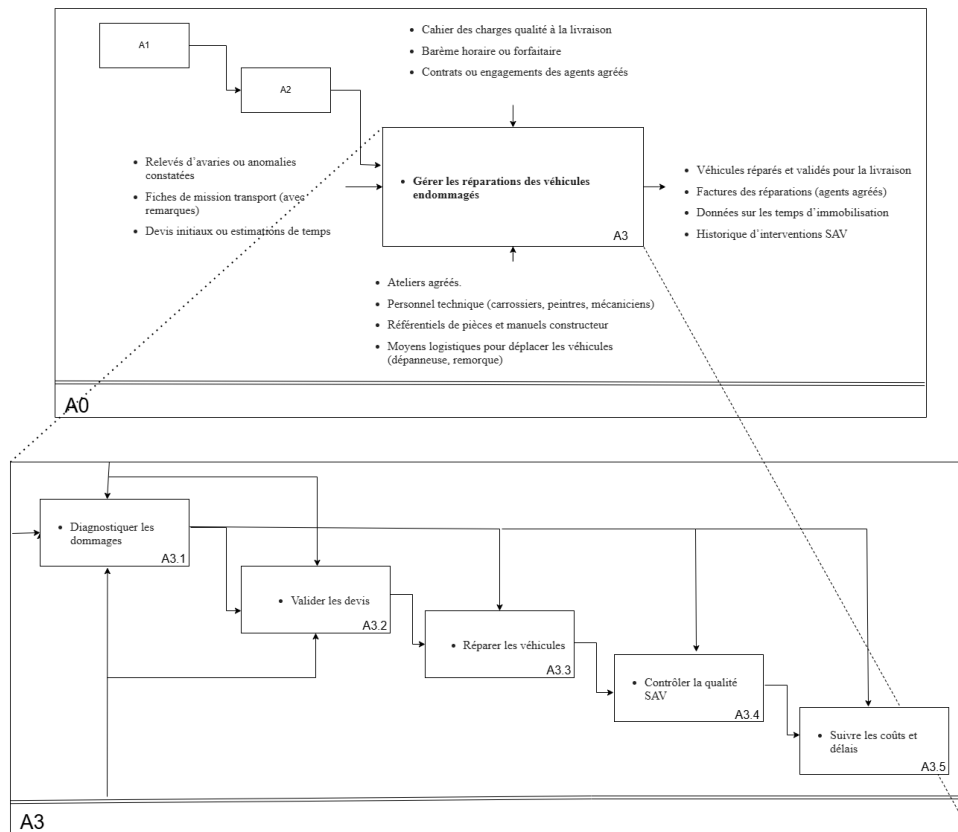


FIGURE 1.16 – Schéma SADT niveau A3 – Gérer les réparations des véhicules endommagés

1.3.4 Étape 4 : Corrélations entre surcharge des camions et avaries constatées

Les résultats issus des étapes précédentes ont mis en évidence des déséquilibres notables dans la planification des tournées, notamment à travers des cas de sous-utilisation et de surcharge de camions. Ces irrégularités ne se limitent pas à des effets économiques mesurables ; elles peuvent également induire des conséquences physiques sur les marchandises transportées, en l'occurrence les véhicules neufs. Cette quatrième étape du diagnostic vise à approfondir les liens potentiels entre les épisodes de surcharge observés et la fréquence des avaries constatées à la réception. L'objectif est de déterminer dans quelle mesure des pratiques logistiques non encadrées ou non standardisées peuvent compromettre l'intégrité des véhicules et, par extension, affecter le bon déroulement des opérations de mise à disposition commerciale. En croisant les données relatives au remplissage, aux tournées et aux anomalies signalées à l'arrivée, il s'agit de mettre en lumière une chaîne causale susceptible de générer une surcharge du dispositif aval, notamment en termes de réparations correctives avant livraison.

Surcharge constatée

L'examen des données opérationnelles a permis d'identifier plusieurs cas dans lesquels les camions affectés aux tournées logistiques ont dépassé leur capacité nominale de chargement. Cette situation se caractérise par un nombre de véhicules embarqués supérieur à la capacité technique théorique du porte-voitures, compromettant ainsi les conditions normales de sécurité et de manutention. Deux hypothèses principales peuvent expliquer ces écarts. D'une part, l'absence de mécanisme de contrôle systématique dans le processus de planification rend possible l'attribution de volumes excessifs à certains camions. D'autre part, il n'est pas exclu que des

ajustements ponctuels soient opérés de manière empirique afin d'absorber des excédents de véhicules, notamment pour éviter la mobilisation d'un camion supplémentaire. Cette hypothèse est corroborée par l'analyse de certaines journées spécifiques, au cours desquelles les taux de remplissage enregistrés dépassent les 100%, accompagnés d'un indicateur de « capacité perdue » négatif. Cette inversion du ratio — normalement conçu pour mesurer la sous-utilisation — devient ici un signal indirect de surcharge effective.

Ces observations appellent à une analyse plus fine de leurs effets potentiels, notamment en matière de qualité physique des véhicules transportés, thème développé dans la section suivante.

Corrélation avec le taux d'avaries

Les constats issus des retours terrain font apparaître une fréquence plus élevée d'avaries sur les véhicules ayant transité dans le cadre de tournées caractérisées par une surcharge. Les dommages observés couvrent un spectre relativement large, incluant notamment :

- des altérations extérieures telles que chocs, rayures ou éraflures, survenues lors du transport ou des manœuvres de chargement et déchargement ;
- des déformations ou contraintes mécaniques, liées à une immobilisation prolongée dans des configurations de chargement non conformes aux standards d'arrimage ;
- des anomalies mineures (désalignements, défauts de finition) détectées lors de la réception finale par les agents commerciaux.

La corrélation entre surcharge et avarie n'est pas systématique, mais elle est suffisamment récurrente pour soulever un risque opérationnel et qualitatif. Le dépassement de capacité, même occasionnel, semble accroître la probabilité de dommages nécessitant une intervention avant la mise en vente.

Conséquences sur le processus aval

Les véhicules ayant subi des avaries au cours du transport ne peuvent être livrés aux agents commerciaux sans une remise en conformité préalable. Cette exigence, bien que légitime au regard des standards de qualité attendus, induit plusieurs répercussions opérationnelles en aval de la chaîne logistique. En premier lieu, les délais de livraison s'en trouvent allongés, notamment lorsque les dommages nécessitent une intervention technique. Ensuite, ces réparations mobilisent des ressources non anticipées dans les ateliers : techniciens, emplacements de travail, équipements, voire pièces de rechange. Cette mobilisation non planifiée entraîne un surcoût direct — tant en main-d'œuvre qu'en fournitures — et peut également désorganiser le programme initial des ateliers, générant un effet domino sur l'ensemble des opérations. Enfin, ce type de perturbation impacte la satisfaction des destinataires finaux, qu'il s'agisse des agents commerciaux ou, indirectement, des clients. Des livraisons différées ou la réception de véhicules réparés peuvent altérer la perception de fiabilité du service. Ce constat met en lumière une relation forte de dépendance entre la qualité des décisions de planification en amont (notamment le respect des seuils de capacité) et la fluidité du traitement logistique en aval. Il suggère que les écarts de conformité à l'étape de transport ont un effet multiplicateur sur la charge de travail, les coûts et les délais en phase de préparation finale.

Hypothèse diagnostique

L'analyse des dysfonctionnements observés dans les tournées logistiques laisse apparaître une chaîne de causalités cohérente reliant les décisions de planification à la qualité de service constatée en aval. Cette chaîne peut être décrite comme suit :

- D'une part, l'absence d'un dispositif d'aide à la décision structuré en phase de planification induit une gestion empirique des tournées, notamment en cas de contraintes de volume élevées ou de pics d'activité.
- D'autre part, cette gestion opportuniste se traduit occasionnellement par des cas de surcharge, en dehors de tout cadre de contrôle formalisé des capacités réelles des véhicules.
- Enfin, ces situations augmentent la probabilité d'apparition d'avaries, qui viennent alimenter une charge de réparation supplémentaire dans un processus déjà peu normé.

Ce schéma souligne l'interdépendance entre les choix logistiques initiaux (fonctions A1 et A2) et la performance opérationnelle en aval (fonction A3), tant en termes de délai que de coût ou de qualité perçue. Il en résulte un appel clair à une révision des pratiques de planification, intégrant non seulement des critères de rentabilité et de remplissage, mais également des critères de conformité physique et de robustesse du service. Cette hypothèse conduit logiquement à s'interroger sur la capacité actuelle du système de gestion des réparations à absorber et à maîtriser les effets induits de ces anomalies. Ce point fera l'objet de l'analyse développée dans la section suivante.

1.3.5 Étape 5 : Analyse du processus de gestion des réparations

Les avaries constatées sur certains véhicules à la suite des opérations de transport induisent la nécessité d'interventions correctives avant la mise à disposition des véhicules au réseau commercial. Cette dernière étape du diagnostic vise à analyser le fonctionnement effectif de la chaîne de réparation, en mettant en lumière ses principales caractéristiques organisationnelles, ses contraintes, ainsi que les répercussions observées sur la planification globale. Inscrite dans la logique fonctionnelle du système modélisé sous la fonction A3 – Gérer les réparations des véhicules endommagés, cette composante aval revêt une importance stratégique, car elle conditionne directement la capacité de l'entreprise à garantir une livraison conforme, dans les délais impartis, et sans surcoûts excessifs. Dans ce cadre, il devient pertinent d'examiner plus précisément :

- la nature des interventions réalisées ;
- les modalités de gestion des réparations mises en œuvre dans le dispositif actuel ;
- et les limites identifiées, tant en matière de pilotage des délais que de maîtrise des coûts.

L'analyse qui suit se propose donc de décortiquer ces aspects de manière systématique, dans le prolongement des constats précédemment établis concernant les effets en cascade d'une planification logistique non encadrée.

Nature des réparations concernées

Les réparations à effectuer dans le cadre du processus de distribution concernent principalement des dommages identifiés lors de la réception des véhicules dans les zones logistiques de transit ou au sein des ateliers régionaux agréés. Ces interventions s'inscrivent majoritairement dans le champ des réparations, et relèvent de trois catégories principales :

- **Des opérations esthétiques**, telles que des retouches de peinture ou des réparations de carrosserie suite à des éraflures ou chocs mineurs ;
- **Le remplacement de pièces endommagées**, souvent liées à des défauts survenus pendant le transport ou la manutention ;
- **Des réglages techniques ou contrôles de conformité**, destinés à assurer le bon fonctionnement du véhicule ou à répondre aux exigences du cahier des charges interne de livraison.

Ces interventions mobilisent néanmoins des ressources spécifiques : temps d'immobilisation, main-d'œuvre qualifiée, équipements techniques, et parfois approvisionnement en pièces détachées. Leur exécution constitue un prérequis impératif pour garantir la conformité des véhicules livrés, tant du point de vue technique que de l'image de marque perçue par le réseau de distribution.

Processus de traitement actuel

L'analyse des procédures actuellement en vigueur au sein du dispositif de réparation révèle une organisation à dominante manuelle, caractérisée par une faible formalisation des flux d'information et une digitalisation partielle. La modélisation des processus en notation BPMN met en évidence plusieurs points de fragilité opérationnelle.

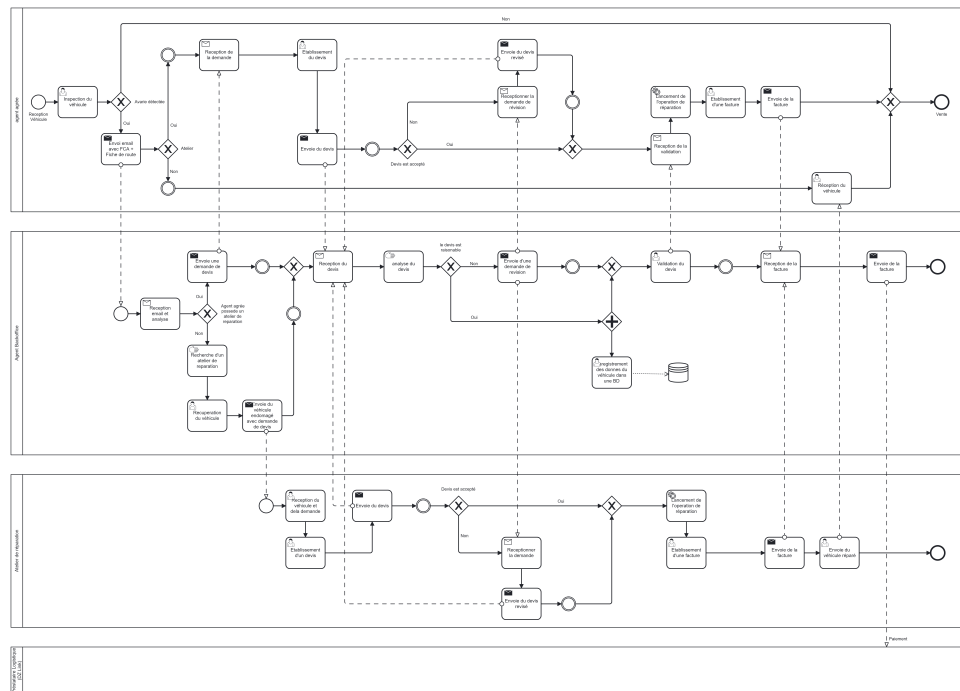


FIGURE 1.17 – Modélisation BPMN du traitement d'une avarie détectée lors du transport

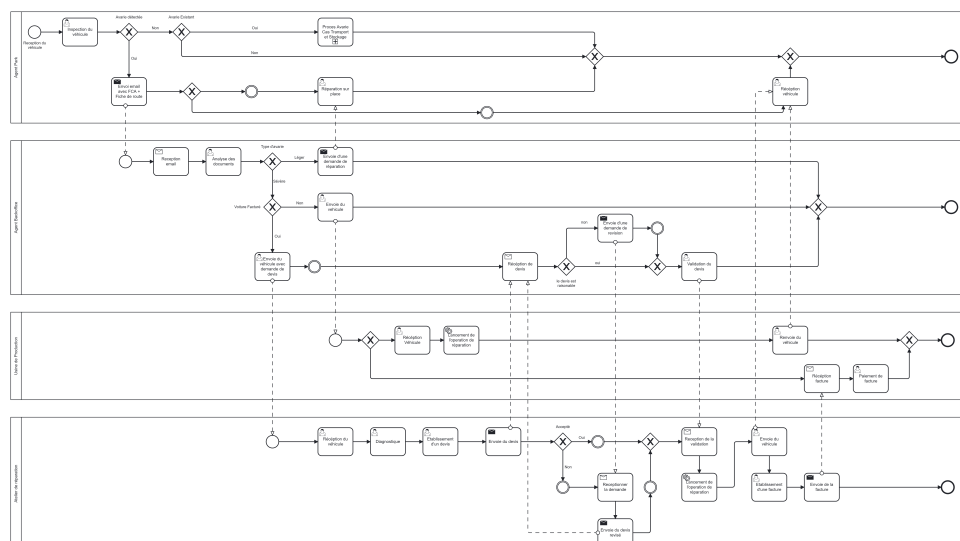


FIGURE 1.18 – Modélisation BPMN du traitement d'une avarie d'origine usine

Tout d'abord, les principales étapes de traitement — à savoir le diagnostic initial des dommages, la validation du devis de réparation, et la réalisation des interventions — sont exécutées en dehors d'un système intégré. Elles reposent soit sur des échanges papier, soit sur des outils bureautiques non centralisés, limitant ainsi la traçabilité et la standardisation des traitements. Par ailleurs, les temps d'intervention ne font l'objet d'aucune mesure systématique, ce qui empêche la constitution d'un historique exploitable pour l'analyse des performances ou la planification future. Cette absence de référentiel temporel limite aussi la capacité à comparer les pratiques entre ateliers ou à identifier les écarts par rapport à des standards attendus. Concernant la facturation, les réparations sont rémunérées sur la base d'un taux horaire uniforme, sans prise en compte de grilles standardisées par type d'opération. Cette méthode, bien que simple à appliquer, introduit une variabilité potentielle dans la durée des interventions facturées, et expose l'entreprise à des risques de disparités ou de surfacturation non détectées. Enfin, les données relatives aux réparations passées sont fragmentées et hétérogènes, souvent consignées manuellement sur des supports papier ou des fichiers isolés. Cette situation rend particulièrement complexe toute tentative d'analyse rétrospective fiable, de consolidation d'indicateurs, ou de mise en place d'un système de prévision basé sur les historiques.

Conséquences opérationnelles

Les caractéristiques du processus de réparation, telles qu'observées, génèrent une série d'effets opérationnels qui affectent directement la performance globale de la chaîne logistique aval. Premièrement, l'absence de mesure systématique des temps d'intervention induit une variabilité importante dans les délais de remise en état, rendant difficile toute forme d'anticipation ou de planification rigoureuse des ressources techniques. Cette imprévisibilité compromet la synchronisation avec les autres maillons de la distribution, notamment l'ordonnancement des livraisons finales. Deuxièmement, l'impossibilité de comparer les durées constatées avec des référentiels normés empêche toute évaluation objective de la performance des ateliers ou des agents agréés. Cela limite les capacités de pilotage par les indicateurs, et freine la mise en place d'un système d'amélioration continue basé sur des écarts mesurés. En troisième lieu, l'uniformisation des modalités de facturation, sans standard par type d'intervention, expose l'organisation à des risques de surfacturation ou à des disparités de traitement entre prestataires. Ce manque de transparence économique fragilise le contrôle budgétaire et l'équité entre partenaires. Enfin, la difficulté d'intégrer les temps de réparation dans les plannings logistiques nuit à la cohérence des flux physiques et à la disponibilité prévisionnelle des véhicules réparés. Ce problème s'amplifie significativement en cas de surcharge ponctuelle du réseau ou lorsque des erreurs structurelles dans la planification amont génèrent un volume accru de véhicules endommagés à traiter.

Hypothèse de diagnostic

L'analyse conduite sur le processus de traitement des avaries permet de formuler une hypothèse centrale : en l'absence de référentiel standardisé et d'outil de prévision structuré, la gestion des réparations repose majoritairement sur une logique empirique. Cette approche, bien que tolérable à faible volume, devient rapidement source d'inefficience dès lors que les flux à traiter augmentent ou que les aléas s'accumulent. Plus concrètement, la planification des ateliers est rendue incertaine, en raison d'un manque de visibilité sur les durées d'intervention attendues. En parallèle, le pilotage économique du processus est fragilisé, faute de données consolidées permettant une analyse des coûts par type d'opération ou par agent agréé. Cette situation réduit la capacité de Stellantis Algérie à auditer rigoureusement les prestations réalisées, à contractualiser de manière équitable, et à identifier des marges de progrès objectivables. L'enjeu dépasse donc les seuls aspects opérationnels. Il touche également :

- la maîtrise des budgets logistiques, dans un contexte où la pression sur les marges est forte
- la qualité perçue du service, notamment lorsque des retards de mise à disposition sont observés ou que certaines réparations mobilisent des délais excessifs, altérant ainsi l'expérience client et la fluidité du cycle de distribution.
- réactivité face aux aléas logistiques.

Ces constats, articulés tout au long des étapes du diagnostic, appellent une synthèse générale, qui permettra de poser les fondations d'une réflexion stratégique sur les leviers d'amélioration à mobiliser.

1.3.6 Synthèse du diagnostic exploratoire

L'analyse développée dans les sections précédentes s'inscrit dans une logique de diagnostic progressif et structuré, fondée sur une approche systémique. Celle-ci a consisté à partir d'un indicateur synthétique — en l'occurrence, le taux de remplissage des camions — pour remonter progressivement aux causes profondes des dysfonctionnements identifiés au sein de la chaîne logistique. Ce cheminement analytique, orienté par les données, a permis de mettre en lumière deux foyers majeurs de fragilité : d'une part, l'absence de structuration et d'outillage dans les processus de planification des tournées ; d'autre part, les limites du dispositif de gestion des réparations, fortement dépendant de pratiques empiriques et de données peu consolidées. Cette démarche inductive, construite à partir d'observations réelles, permet de dépasser les constats descriptifs pour formuler un diagnostic étayé, ouvrant la voie à des pistes d'amélioration opérationnelles et stratégiques.

Chaîne causale identifiée

Les différentes étapes du diagnostic exploratoire permettent de reconstruire une chaîne de causalité logistique cohérente, mettant en relation les constats observés et leurs origines structurelles. Cette chaîne peut être synthétisée de la manière suivante : Un taux moyen de remplissage des camions estimé à 77%, bien qu'approchant des standards internes, reste en deçà des objectifs d'efficacité logistique. Ce niveau témoigne d'une sous-exploitation manifeste des capacités de transport disponibles. Cette sous-performance trouve en grande partie son origine dans l'absence d'outillage décisionnel et de règles formalisées pour la planification des tournées et le jumelage des destinations. La planification repose sur des logiques empiriques, générant des combinaisons sous-optimales et des écarts de coûts significatifs. Ces écarts tarifaires, lorsqu'ils ne sont pas maîtrisés, se traduisent par une hétérogénéité importante du coût unitaire de transport entre les destinations. Certains cas révèlent des surcoûts notables qui affectent directement la rentabilité de certaines liaisons. Par ailleurs, le recours occasionnel à des tournées surchargées — identifiées dans les données par des taux de remplissage supérieurs à 100% — augmente le risque d'endommagement des véhicules transportés. Ce lien a été corroboré par les constats de terrain. Les avaries ainsi générées mobilisent les capacités des ateliers de réparation, dont le fonctionnement repose sur des supports papier, des pratiques peu standardisées, et l'absence de dispositifs prédictifs ou de référentiels consolidés. Cette situation entraîne une charge opérationnelle alourdie, des délais accrus et une traçabilité limitée des interventions. Ce raisonnement met en évidence une logique de dépendance entre les maillons du système logistique 1.19, où les faiblesses de la planification amont se répercutent en cascade sur les performances aval, en particulier sur la qualité de service perçue et la maîtrise des coûts.

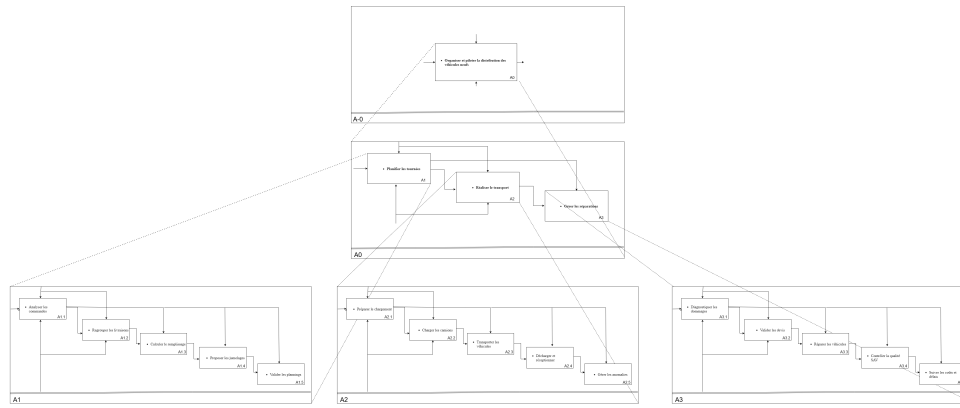


FIGURE 1.19 – Schéma SADT

Ce diagnostic met en évidence la nécessité de renforcer les capacités d’analyse, de planification et de pilotage du système logistique de Stellantis Algérie. Une telle amélioration passe par :

- la formalisation de règles métier (capacité, jumelage, seuils de coût),
- l’intégration d’outils de simulation ou d’optimisation,
- la digitalisation des données liées aux réparations, en vue d’une exploitation analytique fiable.

Section 4 : Énoncé de la problématique logistique

L’analyse diagnostique menée au sein de la chaîne logistique de Stellantis Algérie met en évidence une problématique centrale, d’ordre systémique, qui affecte la performance globale de la planification et du pilotage des flux. Cette problématique se décline en deux sous-volets fonctionnels complémentaires, dont la résolution conjointe conditionne l’amélioration de l’efficacité logistique, la maîtrise des coûts indirects et la capacité d’adaptation du système face aux aléas opérationnels.

Le premier volet concerne l’optimisation des tournées logistiques, aujourd’hui pilotées de manière empirique à partir de traitements manuels ou semi-automatisés, sans recours à des algorithmes formels. Cette configuration induit une sous-utilisation récurrente des capacités de transport, une faible mutualisation des flux et une gestion opportuniste des affectations, en l’absence de règles explicites de jumelage, de filtrage géographique ou de tarification différenciée.

Le second volet touche à la gestion des réparations des véhicules endommagés lors du transport, en amont de leur mise à disposition commerciale. L’absence de référentiel prédictif pour estimer les temps d’intervention, combinée à la dispersion et à l’hétérogénéité des données historiques, limite fortement la capacité des ateliers à planifier les charges de travail et compromet le contrôle des facturations fournisseurs.

Ces deux carences — l’une orientée transport, l’autre centrée sur la maintenance — convergent vers un même déficit structurel : l’absence d’un cadre décisionnel unifié fondé sur l’exploitation des données disponibles. Il ne s’agit donc pas seulement de corriger deux dysfonctionnements indépendants, mais d’adresser une problématique globale d’insuffisance méthodologique et numérique, limitant la transformation des données logistiques en décisions opérationnelles optimisées.

1.4.1 Cadre analytique de la sous-problématique 1 : Planification et optimisation des tournées logistiques

La distribution des véhicules neufs au sein de Stellantis Algérie repose sur un dispositif logistique organisé autour de trois sites majeurs : l'usine d'assemblage située à Oran, et deux plateformes de transit implantées à Alger et Jijel. Ces infrastructures jouent un rôle de centralisation et de répartition des flux vers un réseau de plus de soixante-dix agents commerciaux répartis sur l'ensemble du territoire national. Le contexte géographique algérien, marqué par l'étendue du territoire, la disparité des infrastructures routières et la diversité des conditions d'accessibilité, impose à la fonction logistique de relever des défis structurants. La planification des livraisons doit ainsi composer avec des distances significatives, des disparités régionales en matière de réseaux de transport, ainsi que des contraintes climatiques et saisonnières variables. Dans cet environnement, la cellule logistique chargée des opérations de distribution assure quotidiennement l'ordonnancement des départs, l'affectation des véhicules aux tournées et la coordination des ressources disponibles – tant matérielles (flotte de transport, équipements) qu'humaines (conducteurs, équipes de quai).

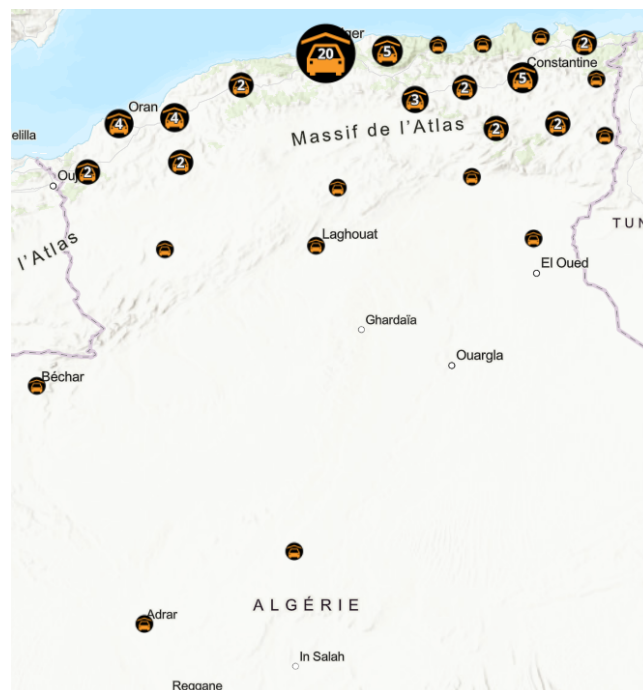


FIGURE 1.20 – Liste des agents Agree

Notre diagnostic révèle chez Stellantis Algérie une absence notable de dispositif décisionnel structuré et de règles formalisées pour piloter les tournées de distribution de véhicules neufs. La planification actuelle repose essentiellement sur des ajustements manuels et empiriques effectués par les planificateurs, sans appui sur un système intégré ou un algorithme d'optimisation. Si cette pratique peut sembler pragmatique à court terme, elle génère toutefois des inefficacités récurrentes sur les plans opérationnel, économique et organisationnel.

Sur le plan opérationnel, les capacités de transport sont souvent sous-exploitées : un nombre significatif de tournées affichent des taux de remplissage inférieurs aux seuils requis pour garantir une efficacité économique. Cette situation paradoxale coexiste avec des véhicules immobilisés en attente d'acheminement, révélant une dissymétrie dans la répartition des volumes entre tournées. Elle traduit l'absence d'un mécanisme d'optimisation systématique permettant de consolider les flux et de proposer des regroupements logistiques pertinents. En conséquence, on observe une multiplication des rotations et une élévation du coût unitaire de transport,

compromettant la résilience du système face à une augmentation ponctuelle de la demande ou à des aléas.

Sur le plan économique, la tarification actuelle méconnaît la réalité opérationnelle : elle affecte le coût de transport à partir de la destination la plus éloignée desservie, sans intégrer l'ordre des livraisons ou les volumes spécifiques acheminés. Cette méthodologie, opérationnellement simple, ne reflète pas l'effort logistique réel consenti pour chaque point de livraison, tout en occultant les gains potentiels liés à un ordonnancement optimisé ou à un jumelage pertinent. La conséquence est une représentation inexacte des coûts par destination et une entrave à toute stratégie de mutualisation des trajets.

Sur le plan organisationnel, aucun cadre formel ne pilote les pratiques d'ordonnancement : il n'existe ni directive claire sur les détours admissibles, ni accord tacite sur la compatibilité géographique entre destinations, ni priorisation fondée sur des indicateurs commerciaux ou contractuels. Cette absence de guidance conduit à des décisions ponctuelles, hors référentiel, pouvant tantôt négliger des configurations efficaces, tantôt accepter des détours pour peu rentables – sans évaluation structurée de leur impact. Ce fonctionnement opportuniste limite les gains potentiels liés à une optimisation systémique des tournées.

Enfin, ce modèle est peu adapté à la gestion des aléas (indisponibilité d'un véhicule, modification de commande, contrainte réglementaire ou climatique). L'adaptation aux imprévus repose sur des réajustements manuels chronophages, basés sur des informations disséminées (tableurs, communications verbales, documents papier, courriels), lesquelles freinent la réactivité, augmentent la charge de travail lors des périodes de tension, et réduisent la flexibilité du réseau logistique.

En résumé, L'analyse conduite dans le cadre de cette recherche met en évidence que l'absence d'un dispositif structuré d'optimisation des tournées logistiques chez Stellantis Algérie ne relève pas d'un simple dysfonctionnement technique ou localisé. Il s'agit d'un facteur limitant de nature systémique, qui engendre des effets transversaux sur l'ensemble de la chaîne de distribution. Ce déséquilibre affecte, de manière cumulative, l'efficacité des opérations, la maîtrise des coûts, ainsi que la qualité de service perçue par le réseau commercial.

1.4.2 Enjeux et importance de la résolution de la sous-problématique 1

Dès lors, la résolution de cette problématique ne peut être envisagée comme une mesure corrective ponctuelle ; elle suppose une révision en profondeur des modalités de pilotage logistique afin d'accompagner durablement la montée en charge des volumes et d'améliorer la résilience du système face aux aléas opérationnels.

Sur le plan opérationnel, l'optimisation de la planification constitue un levier essentiel pour mieux valoriser les capacités disponibles. Une gestion structurée des tournées permettrait notamment de réduire le recours à des trajets partiellement remplis, tout en alignant les flux physiques sur les priorités commerciales du réseau. L'impact attendu concerne la baisse du coût unitaire de transport, une meilleure allocation des ressources matérielles et humaines, et une fluidification des expéditions entre les centres logistiques et les points de vente. Ces gains opérationnels contribueraient par ailleurs à renforcer la stabilité des cycles de distribution et à fiabiliser les délais de livraison.

Sur le plan organisationnel, la mise en place d'un cadre de planification fondé sur des règles explicites de jumelage, une prise en compte systématique des contraintes géographiques et économiques, et une automatisation partielle des traitements décisionnels, représenterait un progrès substantiel en matière de gouvernance logistique. Une telle structuration permettrait

non seulement de sécuriser les décisions d'affectation mais aussi de favoriser une répartition plus équitable des charges sur l'ensemble du territoire. L'introduction d'outils numériques faciliterait en outre la gestion des imprévus, tout en assurant une meilleure traçabilité des arbitrages réalisés. À terme, cela renforcerait la capacité de l'organisation à s'adapter à un environnement opérationnel marqué par une volatilité croissante.

Enfin, sur le plan stratégique, l'optimisation des tournées logistiques constitue un levier d'alignement entre les orientations commerciales de l'entreprise et ses capacités opérationnelles. En structurant les processus autour de principes d'efficience, de consolidation des flux et d'aide à la décision, Stellantis Algérie se doterait d'un socle robuste pour accompagner sa trajectoire de croissance et mieux répondre aux exigences évolutives de son réseau. Il en résulterait un pilotage plus analytique, plus agile et plus cohérent avec les standards contemporains de la supply chain automobile, d'où la nécessité d'une évolution vers un système de planification plus structuré, fondé sur des règles de gestion explicites et des outils de simulation et d'optimisation capables d'intégrer les multiples dimensions économiques, opérationnelles et territoriales du transport de véhicules neufs.

1.4.3 Cadre analytique de la sous-problématique 2 : Gestion des réparations en l'absence d'un référentiel prédictif

La seconde problématique identifiée s'inscrit dans le champ spécifique de la gestion des réparations survenues durant le transport des véhicules, en amont de leur mise à disposition au réseau de distribution. Elle concerne directement les opérations de maintenance pré-livraison, lesquelles conditionnent non seulement la conformité des véhicules au moment de la réception par les agents commerciaux, mais également le respect des délais logistiques et la maîtrise des coûts indirects associés. Cette problématique mobilise un réseau d'ateliers agréés, répartis sur le territoire national, auxquels sont confiées des interventions techniques hétérogènes, allant de simples vérifications à des réparations mécaniques, électroniques ou esthétiques plus complexes.

La variabilité des interventions — en termes de durée, de technicité et de ressources mobilisées — est fortement corrélée à plusieurs facteurs exogènes et endogènes : caractéristiques techniques du véhicule (modèle, gabarit, ancienneté), nature de l'avarie (éraflure, déformation, pièce endommagée), disponibilité des pièces de rechange, et niveau d'équipement des ateliers. Si la facturation repose théoriquement sur un taux horaire standardisé, les pratiques observées sur le terrain révèlent des écarts significatifs. Ces écarts trouvent leur origine dans les différences de méthodologie entre agents, les conditions de travail propres à chaque centre, et l'absence de référentiel normatif unifié pour encadrer les estimations de durée.

Par ailleurs, la traçabilité des interventions est limitée par la faible numérisation des historiques : les informations sont souvent consignées manuellement ou saisies dans des formats non homogènes (fichiers tableurs isolés, factures manuscrites, notes internes). Cette hétérogénéité documentaire empêche la consolidation de jeux de données fiables et exploitables, condition pourtant nécessaire à l'élaboration d'un référentiel robuste. Ainsi, deux insuffisances structurelles se manifestent de manière convergente : d'une part, l'absence d'un outil d'estimation probabiliste des durées de réparation, fondé sur des historiques réels ; d'autre part, l'impossibilité de confronter les durées facturées à des fourchettes de référence consolidées, ce qui limite toute démarche d'audit ou de pilotage budgétaire rigoureux.

1.4.4 Enjeux et importance de la résolution de la sous-problématique 2

Face à cette situation, l'enjeu ne réside pas uniquement dans l'amélioration des pratiques de facturation, mais dans la capacité de l'entreprise à modéliser et anticiper la charge de travail générée par ces opérations de remise en état. L'élaboration d'un modèle prédictif, basé sur des techniques d'apprentissage statistique ou d'intelligence artificielle, permettrait de produire des intervalles de durée ajustés aux profils d'avarie et aux spécificités des véhicules. Ce type de modèle contribuerait à une planification plus précise des ressources ateliers (main-d'œuvre, matériel, disponibilité des baies de réparation), à une meilleure coordination avec les flux logistiques, et à une réduction des délais de mise à disposition des véhicules.

Sur le plan financier, la comparaison systématique entre durées prévisionnelles et durées facturées permettrait d'identifier les écarts significatifs, de mieux encadrer les pratiques tarifaires, et de renforcer les capacités de négociation avec les prestataires. D'un point de vue organisationnel, un tel dispositif améliorerait la visibilité sur la charge effective des ateliers, faciliterait la planification, et permettrait d'intégrer les contraintes de maintenance dans la gestion globale des flux. Enfin, sur le plan partenarial, la mise en place d'un référentiel partagé favoriserait une relation plus équilibrée entre Stellantis Algérie et les ateliers agréés, en instaurant des indicateurs communs, objectifs, et discutables dans une logique d'amélioration continue.

En somme, cette problématique révèle l'importance stratégique de la donnée dans le pilotage aval de la chaîne logistique. L'exploitation structurée des historiques d'intervention, la standardisation des formats de saisie, et l'intégration d'outils prédictifs ne constituent pas seulement des leviers d'efficacité technique. Ils traduisent une orientation vers une logistique orientée données, capable de conjuguer rigueur analytique, anticipation opérationnelle, et gouvernance contractuelle. Dans un contexte où les exigences en matière de fiabilité, de transparence et de maîtrise des délais s'intensifient, cette démarche s'inscrit dans une dynamique de modernisation de la fonction logistique, au service de la performance globale de l'entreprise.

En somme, le traitement de ces deux sous-problématiques ne peut être réduit à une optimisation locale. Il s'inscrit dans une logique de transformation globale du système de planification logistique, orientée vers une performance intégrée, une meilleure maîtrise des ressources et une capacité accrue de résilience. Cette évolution est d'autant plus pertinente que les enjeux du secteur — en matière de compétitivité, de fiabilité des livraisons et de responsabilité environnementale — imposent désormais un pilotage fondé sur la donnée, la transparence et l'agilité.

Chapitre 2

État de l'Art

Introduction : Établir les Fondations Théoriques

Ce chapitre a pour objectif de structurer le cadre conceptuel et théorique sur lequel s'appuie l'analyse développée dans ce mémoire. Il s'agit d'identifier, de définir et de mettre en perspective les concepts fondamentaux, les modèles d'optimisation, ainsi que les approches méthodologiques mobilisés pour répondre aux problématiques logistiques étudiées[39]. Plus précisément, deux axes d'analyse structurent cette revue : d'une part, les fondements liés à la planification logistique, en particulier l'optimisation des tournées dans un contexte de distribution automobile ; d'autre part, les principes relatifs à la gestion prédictive des réparations, abordée sous l'angle de la maintenance corrective et de la modélisation statistique.

La revue de littérature s'attache ainsi à éclairer les notions de logistique aval, de mutualisation des flux, de jumelage de destinations, ainsi que les indicateurs de performance associés. Elle expose également les principales familles de modèles mathématiques applicables aux problèmes de tournées, avec un focus particulier sur les approches heuristiques et métaheuristiques, souvent privilégiées en contexte industriel pour leur robustesse et leur rapidité d'exécution[40]. Parallèlement, elle interroge les dispositifs de tarification logistique dans les réseaux multiclients et les enjeux d'équité économique afférents[41].

Dans le second registre, le chapitre introduit les concepts de maintenance préventive et corrective, les pratiques de gestion des sinistres logistiques[42], ainsi que les méthodes de construction de référentiels temporels fondés sur l'analyse de données. Les apports de l'intelligence artificielle, notamment via l'estimation probabiliste par quantiles et les techniques d'apprentissage automatique[43], sont également abordés, dans la perspective d'un appui à la décision dans un environnement caractérisé par une forte variabilité des situations de terrain. L'ensemble de ces éléments théoriques constitue le socle méthodologique permettant d'aborder de manière structurée les deux sous-problématiques identifiées dans le diagnostic logistique de Stellantis Algérie, à savoir l'optimisation des tournées de distribution et la gestion non prédictive des réparations.

Section 1 : Logistique aval et optimisation des tournées

Cette section se concentre sur les fondements théoriques de la logistique aval dans le secteur automobile, ainsi que sur les approches d'optimisation des tournées de distribution. Elle vise à clarifier les concepts opérationnels mobilisés dans la planification des livraisons de véhicules, tels que la tournée, le jumelage de destinations et la mutualisation des flux. À travers l'analyse des indicateurs de performance logistique – notamment le taux de remplissage, le coût unitaire par véhicule transporté, ou encore la fréquence des tournées – cette section propose un cadre de lecture permettant d'évaluer l'efficacité des dispositifs logistiques. Elle introduit également les principaux modèles mathématiques classiquement utilisés pour l'optimisation des tournées, en insistant sur le Vehicle Routing Problem (VRP) et ses variantes[44], ainsi que sur les approches heuristiques et métaheuristiques fréquemment adoptées pour résoudre ce type de problématique dans un contexte contraint. Ces éléments théoriques permettent de poser les bases méthodologiques nécessaires à l'analyse de la première sous-problématique identifiée chez Stellantis Algérie.

2.1.1 Définition de la logistique aval dans le secteur automobile

La logistique aval, également désignée sous l'appellation de logistique de distribution, représente l'ensemble des activités permettant d'acheminer les produits finis, en l'occurrence les

véhicules neufs, depuis les sites de production ou les plateformes de transit vers les points de vente ou de livraison finaux. Dans le secteur automobile, elle s'inscrit comme une fonction stratégique au sein de la chaîne logistique globale, dans la mesure où elle conditionne la disponibilité, la conformité et la ponctualité des livraisons auprès du réseau commercial.

Sur le plan fonctionnel, la logistique aval automobile englobe plusieurs processus interdépendants : la planification des expéditions, l'organisation des tournées de livraison, la gestion des stocks intermédiaires, le contrôle qualité post-assemblage, ainsi que la coordination avec les transporteurs spécialisés. Elle implique également la gestion des ressources physiques (flotte de camions, centres de stockage, zones de pré-livraison), des ressources humaines (conducteurs, agents de quai, planificateurs), et des flux d'information (ordres de livraison, états de stock, traçabilité des envois).

Du point de vue organisationnel, la logistique aval se distingue par la diversité des destinations à desservir, la variabilité des volumes à expédier selon les périodes, et la nécessité de concilier des contraintes économiques, géographiques et commerciales. Cette complexité est accrue par la structure du réseau de distribution, souvent constitué d'agents commerciaux indépendants, répartis sur un large territoire, comme c'est le cas en Algérie.

Dans ce contexte, la maîtrise des flux aval nécessite une planification rigoureuse, susceptible d'optimiser l'utilisation des moyens logistiques tout en garantissant un niveau de service conforme aux attentes du réseau. Enfin, la logistique aval automobile se distingue par sa sensibilité aux aléas (retards de production, indisponibilité des transporteurs, aléas climatiques, etc.) et par son impact direct sur la satisfaction client et la performance commerciale. Elle requiert, à ce titre, une approche intégrée de la planification, combinant outils décisionnels, systèmes d'information logistique et référentiels de performance[45], afin de garantir la fluidité, la fiabilité et la rentabilité des opérations de distribution.

2.1.2 Concepts de tournée, jumelage et mutualisation des flux

Dans le domaine de la logistique de distribution, la notion de tournée renvoie à un parcours planifié qu'un véhicule de transport effectue pour desservir un ou plusieurs points de livraison au cours d'un même déplacement. Elle constitue l'unité de base de l'organisation opérationnelle du transport routier[44], dans la mesure où elle détermine la séquence des livraisons, les distances parcourues, les temps de trajet, ainsi que les volumes transportés. La conception des tournées vise à répondre à un double objectif : respecter les contraintes spécifiques de livraison (délais, fenêtres horaires, destinations) tout en minimisant les coûts logistiques associés (carburant, temps de conduite, amortissement des moyens).

Le jumelage désigne, dans ce cadre, la pratique consistant à affecter deux livraisons distinctes à une même tournée, sous réserve de leur compatibilité opérationnelle[46]. Cette compatibilité peut être définie selon plusieurs critères : proximité géographique des destinations, cohérence des itinéraires, compatibilité des volumes transportés avec la capacité résiduelle du véhicule, ou encore absence de conflit entre les exigences de délai. Le jumelage permet de maximiser l'utilisation des capacités de transport tout en réduisant le nombre de trajets effectués, ce qui contribue à l'efficacité globale du dispositif logistique.

La mutualisation des flux, enfin, constitue un principe plus large, qui consiste à regrouper plusieurs flux logistiques indépendants dans une logique de partage de ressources. Dans le secteur automobile, elle peut se traduire par la consolidation de livraisons destinées à différents agents commerciaux dans une même zone géographique ou le regroupement de véhicules de différents modèles dans un même camion, sous réserve de compatibilité de gabarit. Cette stratégie vise à optimiser les coûts de transport, à réduire l'empreinte environnementale et à améliorer la fréquence ou la régularité des livraisons dans les zones moins denses.

Ces trois notions — tournée, jumelage et mutualisation — s'inscrivent dans une logique commune d'optimisation de la distribution. Elles reposent sur la recherche de synergies logistiques, rendue possible par l'exploitation systématique des données (volumes, destinations, délais) et l'utilisation d'outils d'aide à la décision, capables de modéliser les contraintes et d'identifier les configurations les plus efficaces. Leur mise en œuvre suppose toutefois la définition de règles de gestion explicites, ainsi que la disponibilité d'informations consolidées en temps réel, afin de concilier performance économique, efficacité opérationnelle et qualité de service.



FIGURE 2.21 – Flux logistique des fournisseurs à la plateforme de distribution
[47]

2.1.3 Indicateurs de performance logistique : taux de remplissage, coût unitaire, fréquence

L'évaluation de la performance logistique repose sur un ensemble d'indicateurs quantitatifs permettant d'apprécier l'efficacité et l'efficacité des opérations de transport. Dans le contexte particulier de la logistique aval automobile, où la distribution de véhicules s'effectue par tournée à partir de centres logistiques vers un réseau étendu de points de vente, certains indicateurs revêtent une importance centrale. Parmi ceux-ci, le taux de remplissage des véhicules de transport, le coût unitaire par véhicule livré et la fréquence des rotations constituent des leviers d'analyse privilégiés pour diagnostiquer les performances et orienter les choix d'optimisation.

Le taux de remplissage, généralement exprimé en pourcentage, mesure le ratio entre le volume ou la capacité utilisée d'un camion et sa capacité totale disponible. Dans un cadre de transport de véhicules, ce taux est calculé à partir de l'encombrement normé de chaque modèle transporté, rapporté à la capacité maximale de chargement du porteur. Un taux élevé traduit une bonne utilisation des ressources de transport, tandis qu'un taux faible signale une sous-exploitation et un potentiel d'optimisation non mobilisé. Cet indicateur est souvent utilisé comme critère de validation des tournées ou de comparaison entre configurations logistiques.

Le coût unitaire logistique, défini comme le coût total de transport divisé par le nombre de véhicules livrés, permet d'évaluer la rentabilité relative d'une opération de distribution. Il reflète à la fois l'efficacité du jumelage (regroupement de livraisons sur une même tournée) et la structure tarifaire appliquée (coût au trajet, à la destination, ou proportionnel à la distance). Cet indicateur est particulièrement utile pour comparer différentes stratégies de planification, en mettant en évidence les écarts entre les configurations optimisées et les pratiques courantes.

Enfin, la fréquence des tournées désigne le nombre de trajets réalisés sur une période donnée (journée, semaine, mois). Elle renseigne sur la cadence d'expédition et la stabilité du flux logistique. Une fréquence trop élevée pour des volumes faibles peut traduire une dispersion des livraisons et une absence de consolidation, alors qu'une fréquence trop basse peut induire des ruptures de stock ou des délais excessifs. L'analyse de cet indicateur doit être croisée avec les volumes à traiter, les priorités commerciales, et les contraintes de disponibilité des moyens

logistiques.

Ces trois indicateurs, utilisés conjointement, permettent d'évaluer la performance globale d'un système de distribution et d'en identifier les marges d'amélioration. Ils jouent également un rôle déterminant dans l'élaboration des scénarios de simulation ou dans l'évaluation ex post des solutions d'optimisation implémentées.

2.1.4 Modèles mathématiques d'optimisation des tournées (VRP, heuristiques et métaheuristiques)

L'optimisation des tournées constitue un champ central de la recherche opérationnelle appliquée à la logistique. Elle se formalise principalement à travers le Vehicle Routing Problem (VRP), un problème combinatoire classique visant à déterminer un ensemble d'itinéraires permettant de desservir un ensemble de clients à partir d'un ou plusieurs dépôts, en minimisant un coût global (distance, temps, coût économique) tout en respectant des contraintes de capacité, de temps ou de priorité.

Le VRP, dans sa formulation de base, suppose une flotte homogène, une capacité fixe, et une demande déterminée à satisfaire pour chaque point. Sa résolution optimale est connue pour être NP-difficile[48], ce qui signifie que le temps de calcul requis pour identifier la solution optimale croît de manière exponentielle avec la taille du problème (nombre de clients ou de points de livraison). Cette complexité rend les méthodes exactes peu utilisables pour des cas industriels de grande taille, malgré les performances croissantes des solveurs comme CPLEX ou Gurobi[39]. Face à ces limitations, la littérature distingue plusieurs extensions et variantes du VRP : VRP avec fenêtres de temps (VRPTW), VRP multi-dépôts, Capacitated VRP (CVRP), ou encore VRP avec détours autorisés, chacune modélisant des réalités opérationnelles spécifiques (restrictions horaires, ressources limitées, zones géographiques étendues).

Pour contourner l'infaisabilité computationnelle des méthodes exactes sur des instances réalistes, deux grandes classes d'approches approchées sont mobilisées : les heuristiques et les métaheuristiques[40]. Les heuristiques sont des algorithmes construits sur des règles déterministes, souvent inspirées de l'intuition métier ou de la logique opérationnelle (exemples : plus proche voisin, insertion séquentielle, sweeping algorithm). Elles permettent d'obtenir des solutions rapidement mais sans garantie formelle d'optimalité.

Les métaheuristiques, en revanche, introduisent des mécanismes d'exploration plus sophistiqués, intégrant des principes d'optimisation globale tels que la diversification et l'intensification. On y retrouve des méthodes comme le recuit simulé (Simulated Annealing), les algorithmes génétiques, la recherche tabou, ou encore les colonies de fourmis (Ant Colony Optimization). Ces méthodes permettent d'explorer efficacement un espace de recherche étendu, en évitant les optima locaux et en produisant des solutions robustes sur des problèmes complexes.

Le recours à ces approches est particulièrement adapté aux environnements logistiques dynamiques, où les contraintes sont multiples (capacité, temps, géographie) et les décisions doivent être prises dans des délais restreints. Dans le cas de la planification des tournées chez Stellantis Algérie, l'utilisation d'une heuristique hybride, combinant logique de regroupement, contraintes de coût et compatibilité géographique, s'inscrit dans cette lignée. Elle permet de proposer une solution de compromis entre qualité de la solution et temps de traitement, critère déterminant dans une application industrielle.



FIGURE 2.22 – Exemple visuel de tournée dans le VRP
[49]

Algorithmes de Bin Packing et approches gloutonnes

Dans le contexte de l'optimisation des tournées logistiques, certaines problématiques telles que l'affectation de véhicules dans des camions de capacité limitée relèvent directement de la famille des problèmes de « bin packing »[50]. Le Bin Packing Problem (BPP) est un problème d'optimisation classique où des objets de tailles ou de poids différents doivent être rangés dans le moins de conteneurs (bacs) possible, chacun ayant une capacité fixe donnée.⁹ C'est un problème fondamental en recherche opérationnelle avec de nombreuses applications pratiques.

Les applications courantes incluent le chargement de camions avec des contraintes de poids/volume, l'optimisation de l'espace de stockage, la création de sauvegardes de fichiers et la cartographie technologique dans la conception de puces semi-conductrices.¹⁰ Le problème est computationnellement NP-difficile, ce qui signifie que trouver une solution optimale pour de grandes instances est extrêmement difficile. consiste à regrouper des objets de tailles différentes dans un nombre minimal de conteneurs de capacité fixe, de sorte que la capacité de chaque conteneur ne soit pas dépassée. Ce problème, classé NP-difficile, trouve une application directe dans la consolidation de véhicules de gabarits variés dans une flotte de transport hétérogène.

Parmi les approches de résolution classiques du BPP, les algorithmes gloutonsLes algorithmes gloutons constituent une alternative dont le résultat n'est pas toujours optimal. Plus précisément, ces algorithmes déterminent une solution optimale en effectuant successivement des choix locaux, jamais remis en cause. occupent une place particulière en raison de leur simplicité et de leur efficacité computationnelle. L'algorithme First Fit Decreasing (FFD), notamment, trie les objets par ordre décroissant de taille, puis les affecte au premier conteneur dans lequel ils peuvent entrer. Bien que ne garantissant pas l'optimalité, cette méthode offre souvent des résultats proches de la borne inférieure en un temps de calcul réduit[51], ce qui en fait une solution adaptée à des contextes industriels contraints par des délais de traitement opérationnel. En combinant le FFD à des heuristiques de regroupement géographique (pour la composante VRP), il devient possible de construire des tournées à la fois économiquement cohérentes et techniquement réalisables dans un temps compatible avec les exigences du terrain.

Formulation mathématique ILP / MILP / BILP

La Programmation Linéaire en Nombres Entiers (ILP) est une technique de modélisation et d'optimisation polyvalente qui étend la Programmation Linéaire (LP) en imposant la contrainte supplémentaire que certaines ou toutes les variables de décision doivent prendre des valeurs entières. L'objectif de l'ILP est de trouver la solution optimale (maximale ou minimale) pour une fonction objectif linéaire, sous un ensemble de contraintes linéaires. L'ILP trouve de larges applications dans les domaines nécessitant des décisions discrètes[39], tels que l'allocation des ressources, la planification de la production, l'ordonnancement et l'optimisation des réseaux.

Les formes canoniques et standard sont essentielles pour représenter les problèmes ILP de manière structurée, facilitant l'application d'algorithmes d'optimisation et assurant la compatibilité avec les solveurs. La forme canonique implique généralement la maximisation ou la minimisation d'une fonction objectif soumise à des contraintes linéaires avec des variables de décision entières, tandis que la forme standard exige souvent des variables non négatives et des contraintes exprimées sous forme d'équations ou d'inégalités avec des coefficients non négatifs.

L'ILP comprend plusieurs variantes importantes :

- **La Programmation Linéaire en Nombres Entiers Mixtes (MILP)** permet à un sous-ensemble de variables de décision de prendre des valeurs fractionnaires, ce qui la rend adaptée aux problèmes nécessitant à la fois des décisions discrètes et continues (par exemple, l'optimisation de la chaîne d'approvisionnement, la conception de réseaux).
- **La Programmation Linéaire Binaire en Nombres Entiers (BILP)** restreint les variables de décision à des valeurs binaires (0 ou 1), couramment utilisée dans les problèmes d'affectation ou d'ordonnancement.

Compte tenu du contexte industriel de Stellantis, l'ILP a constitué une pierre angulaire pour la formulation des problèmes de prise de décision discrète. Cela pouvait impliquer l'optimisation des quantités de production (par exemple, le nombre d'unités de chaque modèle de voiture à produire sur une période donnée), l'affectation des ressources (par exemple, l'allocation de machines ou de personnel spécifiques à des tâches), ou des défis logistiques tels que le chargement et l'acheminement des véhicules. L'intégration de l'ILP dans le projet marque une transition fondamentale de la modélisation descriptive (Phase 1) à l'analyse prescriptive, visant à trouver des plans d'action optimaux. L'ILP est une technique de modélisation et d'optimisation polyvalente pour les problèmes impliquant des relations linéaires et des variables entières[39], avec des applications dans l'allocation des ressources, la planification de la production, l'ordonnancement, l'optimisation des réseaux. La transformation des contraintes opérationnelles industrielles intrinsèquement discrètes et limitées (par exemple, on ne peut pas produire une demi-voiture, un camion est soit affecté, soit non) en un modèle mathématique précis est cruciale.

Cette formalisation permet l'application de méthodes computationnelles pour trouver des solutions optimales, passant ainsi de la compréhension qualitative à la prise de décision quantitative. Cela implique également un effort significatif de collecte de données et d'estimation des paramètres pour définir précisément la fonction objectif et les contraintes. En outre, la formulation de ces problèmes en ILP implique un équilibre délicat entre la fidélité du modèle et sa tractabilité computationnelle. L'importance des formes canoniques et standard pour simplifier le processus de résolution de problèmes et assurer la compatibilité avec les algorithmes d'optimisation. Les modèles excessivement complexes peuvent devenir insolubles dans des délais raisonnables, en particulier pour les problèmes industriels à grande échelle. Le choix entre ILP, MILP et BILP lui-même reflète une décision de modélisation basée sur la nature des variables et le niveau de détail souhaité, reconnaissant implicitement ce compromis.

TABLE 2.8 – Comparaison des variantes de la programmation linéaire en nombres entiers

:[39]	Variante ILP	Type de Variable	Domaines d'Application Typiques
	Programmation Linéaire en Nombres Entiers (ILP)	Toutes entières	Allocation des ressources, planification de la production, ordonnancement, optimisation des réseaux
	Programmation Linéaire en Nombres Entiers Mixtes (MILP)	Certaines entières, certaines continues	Optimisation de la chaîne d'approvisionnement, conception de réseaux
	Programmation Linéaire Binaire en Nombres Entiers (BILP)	Toutes binaires (0 ou 1)	Logistique, finance, problèmes d'affectation/ordonnancement

Section 2 : Tarification logistique et équité économique

La structuration des coûts logistiques et leur répartition entre les différents acteurs de la chaîne de distribution constituent un enjeu central pour la soutenabilité économique des opérations. Cette section explore les modèles de tarification appliqués dans les contextes logistiques contractuels[45], en mettant l'accent sur les mécanismes de ventilation des coûts selon des critères tels que le volume transporté, la distance parcourue ou la contribution individuelle des clients au remplissage. Elle aborde également les dilemmes liés à l'équité tarifaire dans un réseau multiclient, où les arbitrages entre simplicité opérationnelle et juste répartition des charges financières sont récurrents. Enfin, les enjeux de transparence tarifaire sont examinés à travers le prisme de la gouvernance logistique, afin de comprendre comment la tarification peut influencer sur la qualité des relations entre les donneurs d'ordre et leurs partenaires de transport. Ces considérations trouvent un écho direct dans le contexte de Stellantis Algérie, notamment en lien avec les choix de tarification fondés sur la destination la plus éloignée, et leurs implications sur la performance globale du réseau.

2.2.1 Modèles de tarification en logistique contractuelle

En logistique contractuelle, la tarification représente un levier structurant dans la relation entre le donneur d'ordres et les prestataires logistiques. Elle vise à allouer de manière équitable les coûts induits par les prestations de transport, d'entreposage ou de manutention, tout en incitant à l'efficacité opérationnelle. Plusieurs modèles sont mobilisés dans la pratique, en fonction des niveaux de service attendus, de la complexité des flux et de l'horizon contractuel.

Le modèle le plus courant est celui du tarif forfaitaire par unité transportée (véhicule, palette, mètre cube), qui présente l'avantage de la simplicité et de la prévisibilité budgétaire. Il repose sur une estimation moyenne des coûts, sans distinction selon les itinéraires ou les spécificités des chargements. Ce modèle est particulièrement adapté aux flux réguliers et homogènes, mais peut induire des distorsions dans des contextes à forte variabilité.

Un second modèle, plus adapté à la diversité des flux, repose sur une tarification indexée à la distance et au volume, parfois modulée par des coefficients de complexité (zones d'accès difficile, contraintes horaires, urgences). Ce type de tarification permet une meilleure adéquation entre le coût réel de la prestation et sa valorisation, mais suppose une granularité fine dans la collecte des données de transport.

Un troisième modèle, utilisé dans des environnements collaboratifs, s'appuie sur des mécanismes de mutualisation : les coûts sont répartis selon la contribution de chaque client à l'utilisation des ressources partagées (par exemple, le taux d'occupation d'un camion sur un trajet commun). Cette approche vise à maximiser le taux de remplissage tout en favorisant une allocation équitable des charges.

Enfin, des logiques de tarification à la performance apparaissent, notamment dans les contrats logistiques à long terme. Elles combinent un socle de rémunération fixe et des bonus/malus indexés sur des indicateurs de qualité de service[52] (respect des délais, taux de remplissage, émissions carbone, etc.). Ce modèle incitatif encourage la convergence des objectifs entre le donneur d'ordres et son prestataire, mais nécessite des outils de mesure fiables et partagés. Dans le cas de Stellantis Algérie, l'enjeu réside dans l'alignement entre le modèle de tarification actuel – basé sur la destination la plus coûteuse dans la tournée – et la réalité des flux traités. Une réflexion sur l'adéquation entre tarification, équité économique et efficacité opérationnelle apparaît dès lors comme une dimension critique du pilotage logistique.

2.2.2 Approches de ventilation des coûts par volume, distance ou contribution

La ventilation des coûts logistiques dans un contexte de distribution mutualisée constitue un enjeu fondamental pour garantir à la fois l'équité économique entre les partenaires et la soutenabilité des opérations. Plusieurs approches sont généralement mobilisées pour répartir les charges liées au transport ou à l'entreposage, en fonction de critères tels que le volume occupé, la distance parcourue ou la contribution relative de chaque expéditeur au coût global de la tournée.

L'approche par volume consiste à ventiler les coûts proportionnellement à l'espace utilisé par chaque client ou unité de chargement dans le véhicule. Elle repose sur une logique de facturation au prorata de la capacité mobilisée (souvent exprimée en mètres cubes ou en pourcentage du volume utile), et est particulièrement adaptée dans les environnements où le gabarit des marchandises constitue le principal facteur dimensionnant. Cette méthode présente l'avantage d'être simple à mettre en œuvre et relativement objective, mais elle peut négliger d'autres paramètres comme la distance ou la complexité des livraisons.

L'approche par distance introduit un critère géographique dans la ventilation, en allouant les coûts en fonction du kilométrage réalisé pour desservir chaque point. Cette méthode est souvent utilisée lorsque la distance représente un poste de coût majeur, notamment en transport longue distance ou dans des zones à infrastructure routière disparate. Toutefois, elle suppose une granularité suffisante dans le suivi des trajets, ainsi qu'une modélisation fiable des itinéraires et de leur impact réel sur les charges de transport.

Enfin, l'approche dite par contribution s'appuie sur une logique plus analytique, visant à attribuer les coûts en fonction de la participation réelle de chaque client ou segment à la constitution de la tournée. Cette méthode, inspirée des principes de tarification différenciée ou d'imputation marginale, cherche à prendre en compte non seulement le volume et la distance, mais également la complexité de la prestation (multiplicité des arrêts, manutentions spécifiques, délais requis, etc.). Elle nécessite toutefois des outils de calcul plus élaborés, ainsi qu'une transparence dans les données opérationnelles.

Dans un environnement logistique tel que celui de Stellantis Algérie, marqué par la diversité des destinations et l'hétérogénéité des flux à livrer, le choix d'une méthode de ventilation des coûts a des implications directes sur la perception de l'équité entre partenaires, la qualité du pilotage économique, et la capacité à optimiser les tournées de manière collaborative. Une

articulation rigoureuse entre ces approches peut constituer un levier pertinent pour affiner les pratiques de tarification et soutenir une gestion plus équilibrée des charges logistiques.

2.2.3 Enjeux liés à la transparence tarifaire dans un réseau de distribution multi client

Dans les réseaux logistiques multi clients, où un même prestataire dessert plusieurs donneurs d'ordres ou partenaires commerciaux via des ressources mutualisées, la question de la transparence tarifaire revêt une importance particulière. Elle conditionne la qualité des relations contractuelles, la soutenabilité économique du réseau, ainsi que l'acceptabilité des mécanismes de répartition des coûts.

La transparence tarifaire renvoie à la capacité du système de tarification à être compris, audité et justifié par les différentes parties prenantes. Dans un contexte de mutualisation, où les flux de plusieurs clients peuvent être consolidés sur une même tournée ou une même infrastructure, la répartition équitable des charges logistiques repose sur des règles de calcul explicites, accessibles et vérifiables. L'absence de lisibilité sur la logique tarifaire peut générer des tensions, alimenter des perceptions d'injustice, et compromettre la coopération entre les acteurs du réseau.

Sur le plan opérationnel, un déficit de transparence rend plus complexe la validation des factures, la détection d'éventuels écarts anormaux, ou encore la mise en place de systèmes de bonus/malus. Il nuit également à la capacité des donneurs d'ordres à anticiper les évolutions de coûts, ou à simuler l'impact financier d'un changement dans les schémas de distribution. Par ailleurs, dans un environnement soumis à des impératifs croissants de performance économique et de responsabilité sociétale, la transparence devient un facteur de confiance et de pérennité dans les partenariats logistiques. Elle facilite la mise en place de modèles collaboratifs, encourage le partage de données, et favorise une gouvernance contractuelle plus équilibrée.

Dans le cas de Stellantis Algérie, l'enjeu est d'autant plus marqué que la structure tarifaire repose sur des logiques simplifiées, telles que la facturation au coût de la destination la plus éloignée[53]. Cette règle, bien qu'opérationnellement simple, ne reflète pas nécessairement l'effort logistique réel de chaque prestation et peut engendrer des écarts entre la charge effective supportée et le montant refacturé. Une meilleure traçabilité des flux, combinée à des outils de simulation tarifaire, apparaît comme une condition nécessaire pour améliorer la transparence et renforcer la légitimité du modèle économique auprès des partenaires agréés.

Section 3 : Gestion des réparations et maintenance corrective

La gestion des réparations dans le secteur automobile constitue un maillon essentiel de la chaîne logistique, particulièrement dans les contextes où les véhicules peuvent subir des avaries avant leur livraison finale. Cette section propose d'examiner les fondements conceptuels de la maintenance corrective[42], en la distinguant de la maintenance préventive, ainsi que les typologies d'avaries susceptibles d'être rencontrées au cours du transport ou lors des opérations de transbordement. Elle s'intéresse également aux impacts de ces défaillances sur les délais de distribution, sur la planification des ressources techniques et sur le pilotage budgétaire. Enfin, les processus de gestion des sinistres sont abordés à travers les pratiques observées dans les réseaux logistiques automobiles, en particulier ceux impliquant des partenaires multiples, comme les agents agréés. Cette analyse permet de situer la problématique de Stellantis Algérie

dans un cadre plus large, où la maîtrise des réparations s'inscrit dans une logique de fiabilité, de transparence et de continuité opérationnelle.

2.3.1 Concepts de maintenance préventive et corrective

La maintenance, au sens large, désigne l'ensemble des actions techniques, organisationnelles et administratives destinées à maintenir ou rétablir un bien dans un état lui permettant d'assurer une fonction requise. Dans le cadre des systèmes logistiques, notamment dans le secteur automobile, la maintenance s'inscrit comme un levier essentiel pour garantir la disponibilité, la fiabilité et la performance des véhicules et des équipements tout au long de la chaîne d'approvisionnement. Deux grandes catégories de maintenance sont généralement distinguées : la maintenance préventive et la maintenance corrective.

La maintenance préventive regroupe l'ensemble des interventions planifiées destinées à réduire la probabilité de défaillance ou la dégradation des performances[54]. Elle s'effectue à intervalles réguliers ou selon des critères prédéfinis (nombre de kilomètres parcourus, durée d'utilisation, conditions d'exploitation) et repose sur une logique d'anticipation des pannes. L'objectif est de minimiser les arrêts non planifiés, d'allonger la durée de vie des actifs, et de stabiliser les coûts d'entretien.

En revanche, la maintenance corrective intervient à posteriori d'un dysfonctionnement ou d'une avarie. Elle vise à remettre en état un bien qui ne remplit plus ses fonctions, qu'il s'agisse d'un équipement de production ou d'un véhicule endommagé. Cette forme de maintenance, bien qu'indispensable, engendre souvent des coûts plus élevés en raison de son caractère imprévu et de l'impact potentiel sur la disponibilité opérationnelle.

Dans le cas de Stellantis Algérie, les réparations réalisées avant la mise à disposition commerciale des véhicules s'inscrivent typiquement dans le registre de la maintenance corrective. Elles sont consécutives à des avaries survenues durant le transport (chocs, rayures, dysfonctionnements mécaniques mineurs) et mobilisent un réseau d'agents agréés. L'absence d'outillage prédictif dans ce contexte rend la planification de ces interventions particulièrement complexe, d'autant que la durée et le coût des opérations varient fortement selon la nature du dommage et les capacités de l'atelier[46].

La distinction entre maintenance préventive et corrective est donc structurante pour l'analyse des processus de remise en état. Elle permet de clarifier les enjeux associés à chaque type d'intervention, tant en matière de planification des ressources qu'en termes de suivi budgétaire et de pilotage qualité. Dans une perspective d'optimisation logistique, cette typologie sert de fondement à l'élaboration d'outils prédictifs, capables d'anticiper les charges d'atelier, d'objectiver les durées de traitement, et d'améliorer la cohérence des prestations fournies par les agents agréés.

2.3.2 Avaries logistiques : typologie, causes, et impacts sur les délais

Les avaries logistiques désignent l'ensemble des dommages subis par les marchandises au cours des opérations de transport, de manutention ou de stockage, altérant leur intégrité physique ou leur fonctionnalité. Dans le secteur automobile, ces avaries prennent une importance particulière, en raison de la nature du produit transporté – un bien d'équipement à forte valeur unitaire – et de l'exigence de conformité imposée au moment de la livraison au réseau de distribution.

La typologie des avaries identifiées dans la logistique aval automobile se structure généralement en trois grandes catégories. La première regroupe les dommages esthétiques (éraflures,

bosses, rayures, éclats de peinture), souvent liés à des chocs légers survenus lors des opérations de chargement/déchargement ou durant le transport. La deuxième concerne les dysfonctionnements mécaniques ou électroniques mineurs, potentiellement dus à des vibrations, à des conditions climatiques extrêmes, ou à des manipulations non conformes. Enfin, une troisième catégorie regroupe les dégradations structurelles plus sévères, nécessitant parfois le remplacement de pièces ou une intervention en atelier spécialisée.

Les causes de ces avaries sont multifactorielles. Elles peuvent résulter de défauts dans les processus de chargement (absence de calage, mauvaise répartition des charges), de conditions de circulation dégradées (routes accidentées, conduite agressive), ou de non-conformité aux protocoles de manutention. D'autres causes relèvent de facteurs organisationnels, comme le manque de formation du personnel logistique, l'insuffisance des équipements de protection ou encore les délais imposés, conduisant à des opérations accélérées et plus risquées.

Les impacts de ces avaries sur la chaîne logistique sont significatifs. En premier lieu, elles induisent des interruptions dans le processus de distribution, du fait de la nécessité de réaliser des réparations avant la mise à disposition du véhicule à l'agent commercial. Ces réparations, bien que souvent mineures, génèrent des délais supplémentaires, susceptibles de désorganiser les flux de livraison. En l'absence d'outils de planification adaptés, ces interruptions sont peu anticipées et compromettent la tenue des engagements calendaires[46]. En second lieu, les avaries engendrent des coûts additionnels (main-d'œuvre, pièces détachées, immobilisation du véhicule), dont l'imputation et la maîtrise sont complexes sans un système de traçabilité structuré.

Dans le cas de Stellantis Algérie, la gestion des avaries représente un enjeu transversal qui touche à la fois les fonctions logistique, technique, financière et relationnelle. La nature récurrente de certains dommages, l'hétérogénéité des pratiques de réparation, et l'absence d'un référentiel standardisé compliquent la modélisation des impacts sur les délais[54]. Cette situation renforce la nécessité d'outils d'estimation prédictive, capables de quantifier, à partir de données historiques fiables, les retards induits en fonction de la typologie des avaries et des configurations d'atelier. Ce type d'outil constitue un levier d'amélioration pour la maîtrise des délais de livraison, la réactivité des ateliers, et la transparence dans les relations avec les partenaires agréés.

2.3.3 Processus de gestion des sinistres dans un contexte de distribution automobile

Dans la logistique aval automobile, le traitement des sinistres – entendus ici comme des avaries ou incidents survenus au cours du transport ou de la manutention – constitue un processus transversal mobilisant plusieurs fonctions : transport, qualité, maintenance, relation client et gestion contractuelle. Ce processus, lorsqu'il n'est pas formalisé et intégré dans une chaîne d'information cohérente, génère des retards, des surcoûts et des tensions dans la relation avec les partenaires du réseau.

Le processus de gestion des sinistres débute généralement par la détection de l'anomalie, soit à la réception du véhicule dans un centre logistique ou un atelier, soit au moment de sa remise à l'agent commercial. Cette détection repose sur des contrôles visuels ou fonctionnels, dont la rigueur dépend fortement du niveau de formation des opérateurs et de la standardisation des procédures d'inspection. L'étape suivante consiste en la qualification de l'avarie, visant à catégoriser le dommage, en déterminer la gravité, et orienter le véhicule vers la procédure adéquate (réparation sur place, transfert vers un atelier, retour usine, etc.).

Une fois qualifié, le sinistre fait l'objet d'un enregistrement dans un système de suivi, lorsqu'un tel dispositif est disponible. Cet enregistrement doit comporter les éléments essentiels à

la traçabilité du dossier : localisation de l'avarie, date de détection, état du véhicule, identification du transporteur ou de l'atelier concerné, estimations initiales du temps et du coût de remise en état. À ce stade, les pratiques varient fortement selon les organisations : certaines disposent de systèmes informatisés interfacés avec la gestion des flux, d'autres opèrent sur des formats papier ou tableurs non interconnectés, ce qui complique la consolidation des données et l'analyse rétrospective.

La prise en charge de la réparation constitue une étape critique, tant sur le plan technique que sur celui de la gestion des responsabilités. Selon les clauses contractuelles en vigueur, le sinistre peut être imputé au transporteur, à l'atelier[42], ou faire l'objet d'un arbitrage interne. Cette dimension implique souvent une instruction de dossier pour identifier l'origine du dommage, déterminer s'il relève d'un cas de force majeure ou d'un manquement contractuel, et enclencher, le cas échéant, un recours auprès de l'assureur ou du prestataire impliqué.

Enfin, le clôturer du sinistre intervient après vérification de la réparation, validation des coûts associés, et remise du véhicule dans le cycle de distribution. Cette étape doit idéalement donner lieu à une capitalisation d'expérience, à travers des tableaux de bord permettant de suivre les causes récurrentes d'avarie, les temps moyens de traitement, et les écarts constatés entre les durées prévues et effectives. Toutefois, en l'absence de structuration des données et d'indicateurs partagés, ces retours restent souvent informels, limitant la mise en œuvre de plans d'amélioration ciblés.

Dans un contexte comme celui de Stellantis Algérie[45], où les volumes traités sont significatifs et les distances de transport importantes, l'absence d'un processus de gestion des sinistres formel, interconnecté et intégré aux outils de planification logistique, représente une faiblesse organisationnelle. Elle fragilise la capacité de l'entreprise à maîtriser les délais, à objectiver les responsabilités, et à fiabiliser ses engagements envers le réseau de distribution. La modélisation de ce processus, couplée à l'analyse statistique des historiques de sinistres, constitue une condition préalable à l'amélioration de la performance logistique aval.

Section 4 : Référentiels prédictifs et modélisation statistique

La mise en place de référentiels prédictifs s'appuie sur des fondements théoriques issus de la statistique et de l'analyse de données. Dans le cadre logistique, ces référentiels permettent d'anticiper des durées ou des coûts à partir d'observations passées[55], en intégrant la variabilité naturelle des processus. Cette section examine les principes de construction de référentiels temporels appliqués à la maintenance, leurs apports et leurs limites dans des environnements hétérogènes et partiellement structurés. Elle s'intéresse également aux méthodes probabilistes d'estimation, notamment les modèles à base de quantiles, qui permettent de décrire non pas une valeur moyenne unique mais une plage plausible de résultats[43]. Enfin, une attention particulière est portée aux apports récents de l'intelligence artificielle et du machine learning dans le domaine de la maintenance prédictive, en lien avec les contraintes propres aux données logistiques industrielles. Cette réflexion éclaire les choix méthodologiques retenus pour traiter la problématique de la prédiction des durées de réparation dans le cas Stellantis Algérie.

2.4.1 Construction d'un référentiel temporel : logique, enjeux et limites

Dans les systèmes logistiques et industriels, un référentiel temporel désigne un ensemble structuré de durées standards associées à des opérations spécifiques. Il constitue un outil de pilotage essentiel pour planifier les ressources, estimer les charges de travail et contrôler les écarts par rapport aux attentes. Dans le domaine de la maintenance pré-livraison automobile, la mise en place d'un tel référentiel vise à objectiver les durées moyennes ou probables des interventions de réparation selon la typologie de l'avarie, le modèle du véhicule ou les caractéristiques de l'atelier.

La logique de construction d'un référentiel temporel repose sur l'exploitation de données historiques réelles. Il s'agit de collecter les temps observés pour des interventions comparables, de les agréger de manière statistique, puis de définir des plages de durée représentatives (moyennes, médianes, intervalles de confiance)[56]. Cette démarche suppose l'identification de variables explicatives pertinentes – telles que la nature du dommage, le type de véhicule, ou encore la localisation géographique – susceptibles d'influencer significativement le temps de traitement.

Les enjeux associés à ce référentiel sont multiples. Sur le plan opérationnel, il permet une planification plus fine des ateliers en anticipant les délais nécessaires à chaque type d'intervention. Sur le plan financier, il constitue un outil d'aide à l'évaluation des coûts et à la vérification des facturations émises par les prestataires. Enfin, sur le plan organisationnel, il renforce la transparence des échanges avec les partenaires, en fournissant une base objective pour la contractualisation et le suivi des engagements de service.

Cependant, la mise en place d'un tel référentiel se heurte à plusieurs limites structurelles. La première concerne la qualité des données disponibles : lorsque les historiques sont incomplets, non standardisés ou entachés d'erreurs de saisie, la fiabilité statistique du référentiel en est affectée. La seconde limite réside dans la variabilité naturelle des interventions. Même à avarie égale, les durées peuvent fluctuer selon le contexte d'exécution (disponibilité des pièces, expérience de l'opérateur, conditions climatiques, etc.), rendant difficile la définition de standards stricts[43]. Enfin, la généralisation de valeurs moyennes peut masquer les cas atypiques et induire des effets de bord, notamment si le référentiel est utilisé de manière normative sans prise en compte des marges d'incertitude.

Ainsi, la construction d'un référentiel temporel nécessite une approche rigoureuse, combinant collecte de données fiabilisées, traitement statistique adapté, et mécanismes de mise à jour continue. Elle ne constitue pas une finalité en soi, mais un levier pour améliorer la visibilité, la planification et le contrôle dans les processus de maintenance logistique.

2.4.2 Estimation probabiliste des durées de réparation : modèles classiques et quantiles

L'estimation des durées de réparation constitue une dimension essentielle dans la gestion des ressources et la planification des flux au sein d'un système logistique. Dans le cas de la maintenance pré-livraison des véhicules, il ne s'agit pas uniquement de produire une valeur moyenne indicative, mais d'anticiper la variabilité inhérente aux interventions. Cette exigence conduit à privilégier des approches probabilistes, qui modélisent non pas une unique durée attendue, mais un intervalle plausible tenant compte de l'incertitude observée dans les données historiques.

Les modèles d'estimation classiques reposent souvent sur des techniques statistiques ou

d'apprentissage supervisé. Les régressions linéaires ou polynomiales, les modèles de régression par forêts aléatoires (Random Forest), ou encore les réseaux de neurones standards, permettent de prédire une valeur ponctuelle (point estimate) à partir de variables explicatives telles que le type d'avarie, le modèle du véhicule ou le centre de réparation. Ces approches sont adaptées pour estimer la tendance centrale, mais elles peinent à représenter l'incertitude et à produire des bornes de confiance autour de la prédiction.

C'est dans cette perspective que s'inscrivent les modèles quantiles, qui visent à prédire non pas une moyenne, mais des seuils statistiques tels que le 25e, le 50e (médiane) ou le 75e percentile. L'apprentissage des quantiles permet de générer une enveloppe temporelle de référence pour chaque intervention, traduisant ainsi une évaluation probabiliste des délais. Ces approches peuvent être mises en œuvre à l'aide de versions modifiées de régressions classiques (quantile regression), ou via des réseaux de neurones dédiés, comme les Quantile Regression Neural Networks (QRNN).

Les modèles quantiles présentent plusieurs avantages dans le contexte logistique. D'une part, ils offrent une lecture robuste des cas atypiques en permettant d'anticiper les durées longues sans surestimer systématiquement la moyenne[57]. D'autre part, ils sont particulièrement adaptés à la planification par scénarios, en intégrant les bornes supérieure et inférieure d'un intervalle dans les outils de simulation ou d'ordonnancement. Enfin, leur interprétabilité facilite la communication avec les parties prenantes : l'agent de planification ou le responsable budgétaire peut ainsi disposer de marges d'incertitude explicites, en lien direct avec les données historiques observées.

Toutefois, ces modèles nécessitent une base de données suffisamment riche, propre et représentative pour que les quantiles estimés soient significatifs. Ils supposent également une démarche rigoureuse de sélection des variables, de validation croisée et de mesure de l'écart entre prédictions et observations (pinball loss, coverage rate).

En somme, l'estimation probabiliste par modèles quantiles apporte une réponse méthodologique pertinente à la complexité des interventions de réparation. Elle permet de concilier prédiction, incertitude et opérationnalité dans un cadre où les décisions doivent être prises avec réactivité et rigueur.

Méthodologie CRISP-DM

Le Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) est un modèle de processus standard ouvert qui décrit les approches courantes utilisées par les experts en exploration de données[58]. Il est reconnu comme le modèle d'analyse le plus largement utilisé, fournissant un modèle de cycle de vie flexible composé de six phases :

TABLE 2.9 – Phases du processus CRISP-DM

[58]	Phase CRISP-DM	Description
	Compréhension du métier	Définir les objectifs du projet et les exigences du point de vue de l'entreprise.
	Compréhension des données	Collecte initiale des données, exploration et évaluation de la qualité des données.
	Préparation des données	Nettoyage, transformation et intégration des données pour la modélisation.
	Modélisation	Sélection et application des techniques de modélisation (ex : clustering, optimisation).
	Évaluation	Évaluation des performances du modèle et de sa capacité à atteindre les objectifs métier.
	Déploiement	Planification de la mise en œuvre et du suivi du modèle.

L'adoption de CRISP-DM fournit un cadre systématique et reproductible pour les projets de science des données, évitant les approches ad hoc ou désorganisées. Dans un projet complexe, en particulier un projet impliquant de grands ensembles de données d'un partenaire industriel, une méthodologie structurée comme CRISP-DM est cruciale pour gérer la complexité, assurer la qualité et atteindre les objectifs définis du projet. Elle fournit une feuille de route qui garantit qu'aucune étape critique n'est négligée[59], de la définition initiale du problème au déploiement final de la solution. De plus, CRISP-DM met en évidence la nature itérative et adaptative de la science des données appliquée. la séquence des phases n'est pas stricte. En fait, la plupart des projets vont et viennent entre les phases selon les besoins.

Le modèle CRISP-DM est flexible et peut être facilement personnalisé. Ceci est une observation cruciale sur la réalité des projets de science des données : ils sont rarement linéaires. Les découvertes faites lors de la compréhension des données peuvent nécessiter de revoir la compréhension initiale du métier, ou l'évaluation d'un modèle peut révéler la nécessité d'une préparation supplémentaire des données. Cette flexibilité itérative est essentielle pour s'adapter aux défis des données du monde réel, affiner les solutions et garantir que le résultat final est robuste et pertinent. L'utilisation de CRISP-DM par le projet implique une compréhension que l'analyse des données est un processus itératif, permettant un affinement et une adaptation continus basés sur les informations obtenues à chaque étape. Cela conduit à des solutions plus robustes, pratiques et percutantes pour Stellantis, reflétant une approche mature de la science des données appliquée.

2.4.3 Apports de l'intelligence artificielle et du machine learning en maintenance prédictive

La maintenance prédictive constitue un levier important de performance dans les systèmes logistiques contemporains, notamment dans le secteur automobile où les exigences de fiabilité, de disponibilité et de maîtrise des coûts sont particulièrement élevées. Dans ce contexte, l'intelligence artificielle (IA), et plus spécifiquement les techniques de machine learning (ML), offrent des perspectives méthodologiques nouvelles pour anticiper les besoins de réparation, modéliser les comportements défaillants, et améliorer la précision des prévisions d'interventions. Les approches traditionnelles de maintenance prévisionnelle s'appuient généralement sur des modèles déterministes ou statistiques fondés sur des seuils ou des historiques moyens. Ces méthodes, bien

que robustes dans certaines conditions, présentent des limites dès lors que les processus de défaillance sont complexes, non linéaires ou influencés par une pluralité de variables contextuelles. C'est précisément sur ces aspects que les techniques d'apprentissage automatique apportent une valeur ajoutée. En effet, les algorithmes de machine learning — tels que les forêts aléatoires (Random Forest), les machines à vecteurs de support (SVM), les réseaux de neurones artificiels (ANN) ou encore les méthodes d'apprentissage par gradient boosting — permettent de modéliser des relations complexes entre variables explicatives [57] (type de véhicule, historique d'usage, environnement d'exploitation, nature de l'avarie, fréquence des incidents similaires, etc.) et variable cible (durée de réparation, probabilité de défaillance, niveau d'urgence). Ces modèles apprennent à partir de données historiques pour établir des prédictions sur de nouveaux cas, avec un niveau de précision supérieur aux approches conventionnelles.

Un des apports majeurs de l'IA réside dans sa capacité à intégrer un large éventail de données hétérogènes, structurées ou non (factures, comptes rendus d'atelier, données capteurs, notes de diagnostic), et à produire des estimations probabilistes tenant compte de l'incertitude [60]. Ainsi, les systèmes d'IA peuvent générer des scores de criticité, anticiper les réparations complexes, ou proposer des classifications dynamiques d'avaries en fonction de leur impact prévisionnel sur le délai de livraison ou le coût logistique global. Par ailleurs, l'intégration de ces technologies dans les outils de planification permet une amélioration continue du dispositif de maintenance [46] : les modèles peuvent être mis à jour régulièrement à mesure que de nouvelles données sont collectées, ce qui favorise l'adaptation du système aux évolutions des pratiques, des gammes de véhicules ou des profils d'usure. Cependant, la mise en œuvre de solutions fondées sur l'intelligence artificielle suppose la disponibilité d'un socle de données fiables [54], une infrastructure technique adaptée, et des compétences en modélisation. Elle soulève également des enjeux d'interprétabilité et de transparence, notamment dans les contextes où les décisions doivent pouvoir être justifiées vis-à-vis des partenaires ou des responsables métiers.

En résumé, l'IA et le machine learning offrent une capacité d'anticipation renforcée dans le domaine de la maintenance prédictive, en modélisant la variabilité des interventions et en soutenant les décisions dans un cadre dynamique et incertain. Leur intégration dans les systèmes logistiques constitue une évolution vers un pilotage par la donnée, orienté vers la réactivité, la personnalisation des actions et l'optimisation des ressources.

Régression quantile

La régression quantile est une technique statistique en IA qui estime la relation entre les variables pour différents quantiles (percentiles) de la distribution de la variable dépendante, plutôt que de se concentrer uniquement sur la moyenne. Cela offre une analyse plus complète de la variabilité des données et est particulièrement utile lorsque les données présentent une hétéroscédasticité (niveaux de dispersion variables) ou lorsque la variable de réponse est asymétrique ou contient des valeurs aberrantes.

Différences avec la Régression par les Moindres Carrés Ordinaires (OLS) : Contrairement à l'OLS qui modélise l'effet des variables explicatives sur la valeur moyenne, la régression quantile permet de modéliser différentes parties de la distribution conditionnelle. L'OLS suppose des erreurs normalement distribuées avec une variance constante, ce qui n'est pas toujours le cas dans les relations complexes. La régression quantile, en revanche, ne fait pas ces hypothèses, la rendant plus robuste aux valeurs aberrantes et aux distributions asymétriques.

Fonction de Perte : La régression quantile utilise une fonction de perte spécifique, souvent appelée pinball loss, qui pénalise asymétriquement les surestimations et les sous-estimations en fonction du niveau de quantile sélectionné. Par exemple, pour un quantile de 0,75, les sous-estimations sont pénalisées par un facteur de 0,75, et les surestimations par un facteur de 0,25.

La minimisation de cette fonction de perte permet au modèle de se concentrer sur le quantile souhaité.

Application à la Prédiction de Durée : Dans la logistique automobile, la régression quantile est particulièrement utile pour prédire des durées telles que les temps de livraison ou les temps de réparation. Par exemple, pour les délais de livraison, une moyenne pourrait être de 30 minutes, mais les temps réels peuvent varier de 15 à 45 minutes. La régression quantile peut prédire le 10e percentile (meilleur scénario, par exemple 20 minutes), le 50e percentile (typique, 30 minutes) et le 90e percentile (pire scénario, 45 minutes). Cela fournit des intervalles de prédiction qui quantifient l'incertitude et aident à la gestion des risques, par exemple, en évitant les ruptures de stock ou le surstockage.

Modèles d'Apprentissage Automatique pour la Régression Quantile : Plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique peuvent être utilisés pour la régression quantile, notamment LightGBM, XGBoost, CatBoost, Scikit-learn HistGradientBoostingRegressor, Scikit-learn QuantileRegressor et skrng quantile RandomForest. LightGBM, par exemple, prend en charge directement la régression quantile, permettant de prédire des percentiles sans ajustements complexes. Les forêts de régression quantile (Quantile Regression Forests) sont une généralisation des forêts aléatoires qui fournissent un moyen non paramétrique et précis d'estimer les quantiles conditionnels pour des variables prédictives de haute dimension. Les réseaux neuronaux peuvent également être utilisés pour la régression quantile, avec la capacité de prédire plusieurs fonctions de quantile non croisées.

Évaluation des Intervalles de Prédiction : Les intervalles de prédiction sont évalués par plusieurs métriques :

- Probabilité de Couverture (Coverage Probability) : Vérifie la proportion de résultats réels qui tombent dans l'intervalle prédit. Idéalement, pour un intervalle de prédiction de 95 %, environ 95 % des valeurs réelles devraient se situer dans l'intervalle.
- Largeur Moyenne de l'Intervalle (Mean Interval Width) : Mesure la largeur de l'intervalle, fournissant des informations sur sa précision. Des intervalles étroits indiquent une grande confiance, mais peuvent risquer de manquer le résultat réel ; des intervalles excessivement larges peuvent être moins exploitables.
- Fonctions de Score : Des outils comme la pinball loss (utilisée en régression quantile) ou le Continuous Ranked Probability Score (CRPS) aident à évaluer la qualité des prévisions d'intervalle en pénalisant les écarts par rapport aux quantiles attendus. Le CRPS généralise l'erreur absolue moyenne (MAE) aux prévisions probabilistes.
- Calibrage : Des méthodes comme le cadre de prédiction conforme (conformal prediction) peuvent être utilisées pour calibrer les intervalles de prédiction, en les ajustant (en les élargissant ou en les réduisant) pour garantir qu'ils atteignent la probabilité de couverture souhaitée.

2.4.4 Tests d'Hypothèses Statistiques

Cette sous-section détaillera les tests statistiques spécifiques utilisés pour valider les hypothèses et tirer des conclusions robustes à partir des données du projet.

Test de Normalité de Jarque-Bera

Le test de Jarque-Bera (JB) est un test statistique d'ajustement utilisé pour évaluer si les données d'échantillon présentent les caractéristiques d'asymétrie (skewness) et d'aplatissement (kurtosis) correspondant à une distribution normale. Son objectif principal est de vérifier si les

écarts observés dans l'échantillon sont cohérents avec ceux attendus d'une distribution normale. L'hypothèse nulle (H_0) du test JB est que les données suivent une distribution normale, tandis que l'hypothèse alternative (H_1) est qu'elles ne le font pas. La statistique de test est toujours non négative ; une valeur éloignée de zéro indique une non-normalité. Un écart significatif (typiquement une p-value inférieure à 0,05) suggère que les données ne suivent pas une distribution normale. La statistique de test JB est calculée sur la base de l'asymétrie (S) et de l'aplatissement (K) de l'échantillon, et sous l'hypothèse nulle, elle suit asymptotiquement une distribution du chi-deux avec deux degrés de liberté. Ce test est largement utilisé car de nombreuses procédures statistiques (par exemple, l'analyse de régression, l'ANOVA) supposent la normalité des données, et les écarts peuvent influencer considérablement la fiabilité des conclusions inférentielles. L'application du test de Jarque-Bera est essentielle pour valider les hypothèses sous-jacentes à une inférence statistique robuste.

Le test JB évalue si les données d'échantillon ont l'asymétrie et l'aplatissement correspondant à une distribution normale. De nombreuses procédures statistiques, telles que l'analyse de régression ou l'ANOVA, reposent sur l'hypothèse de normalité des données. Si cette hypothèse n'est pas vérifiée, les conclusions tirées de ces tests peuvent être peu fiables ou invalides. En effectuant le test JB, le projet s'assure que les conditions préalables à l'application de méthodes statistiques paramétriques sont remplies[61], renforçant ainsi la validité et la fiabilité des résultats analytiques. Cela démontre un engagement envers la rigueur statistique, garantissant que les décisions prises à partir des données sont fondées sur des bases solides. De plus, le test de Jarque-Bera guide les choix méthodologiques dans l'analyse des données. Lorsqu'il indique des écarts par rapport à la normalité, les analystes peuvent envisager la transformation des données (par exemple, transformation logarithmique ou Box-Cox)[62] ou l'emploi de tests statistiques non paramétriques qui ne supposent pas la normalité. Cette capacité à adapter l'approche analytique en fonction des caractéristiques réelles des données est cruciale pour la robustesse des conclusions.

Test de Kruskal-Wallis

Le test de Kruskal-Wallis est un test statistique non paramétrique utilisé pour comparer deux groupes ou plus pour une variable continue ou discrète. Il est l'alternative non paramétrique à l'analyse de variance à un facteur (ANOVA), ce qui signifie qu'il ne suppose aucune distribution particulière de vos données. Il est utilisé pour tester les différences entre plus de deux populations lorsque les échantillons sont indépendants. Le test de Kruskal-Wallis offre une robustesse cruciale face aux données non normales. En tant qu'alternative non paramétrique à l'ANOVA, il ne nécessite aucune distribution particulière de vos données. Cette caractéristique est d'une importance capitale dans les contextes industriels où les données opérationnelles (par exemple, les temps d'arrêt des machines, les taux de défauts, les durées de cycle) peuvent souvent être asymétriques, contenir des valeurs aberrantes ou ne pas se conformer à une distribution normale. Si le test de Jarque-Bera révélait une non-normalité, le test de Kruskal-Wallis permettrait au projet de comparer les moyennes ou les médianes de plusieurs groupes (par exemple, différentes usines, quarts de travail, ou configurations de machines) de manière fiable, sans compromettre la validité statistique des conclusions. Cela assure que les comparaisons entre les groupes sont faites sur une base solide[63], même lorsque les hypothèses paramétriques sont violées.

De plus, ce test permet une analyse comparative efficace dans divers scénarios opérationnels. Il est utilisé pour tester les différences entre plus de deux populations lorsque les échantillons sont indépendants. Cela signifie que le projet peut l'utiliser pour évaluer si des différences significatives existent dans les performances entre plusieurs groupes distincts au sein des opérations de Stellantis. Par exemple, il pourrait être utilisé pour comparer l'impact

de différentes stratégies de maintenance sur la durée de vie des équipements, ou l'efficacité de divers protocoles de formation des employés sur les taux d'erreur. La capacité à effectuer de telles comparaisons sans hypothèses distributionnelles strictes est essentielle pour prendre des décisions éclairées et identifier les meilleures pratiques à travers les diverses facettes des opérations industrielles.

Taille d'Effet Pseudo-Eta Carré

La taille d'effet pseudo-eta carré est une mesure statistique utilisée pour quantifier l'ampleur de la différence ou de la relation entre les variables, en particulier dans le contexte des tests non paramétriques comme le test de Kruskal-Wallis. Alors que les p-values indiquent si une différence observée est statistiquement significative (c'est-à-dire peu susceptible d'être due au hasard), la taille d'effet indique la magnitude ou l'importance pratique de cette différence[64]. Une valeur plus élevée de pseudo-eta carré indique qu'une plus grande proportion de la variance de la variable dépendante est expliquée par la variable indépendante (le facteur de regroupement). Le calcul de la taille d'effet pseudo-eta carré permet de quantifier la signification pratique des résultats du projet. Alors que les tests d'hypothèses comme le Kruskal-Wallis fournissent une p-value pour déterminer la signification statistique, cette valeur ne dit rien sur l'ampleur de la différence. La taille d'effet, comme le pseudo-eta carré, comble ce vide en indiquant la magnitude ou l'importance pratique de la relation. tion d'un effet, guidant ainsi des décisions plus éclairées et basées sur l'impact. De plus, la taille d'effet contribue à améliorer l'interprétabilité et la nature exploitable des résultats statistiques[63]. En fournissant une mesure de la proportion de variance expliquée, le pseudo-eta carré aide à traduire les résultats statistiques complexes en termes plus compréhensibles pour les décideurs non-statisticiens.

Section 5 : Systèmes d'aide à la décision et digitalisation logistique

L'évolution des systèmes logistiques vers des modèles plus intégrés et agiles repose en grande partie sur l'adoption d'outils numériques permettant d'automatiser, structurer et fiabiliser les prises de décision. Cette section s'attache à définir le rôle des systèmes d'aide à la décision dans la planification logistique, en mettant l'accent sur les leviers technologiques permettant d'optimiser les flux, d'améliorer la visibilité opérationnelle et de renforcer la coordination entre acteurs[45]. Elle examine l'apport des systèmes de gestion spécialisés (TMS, WMS, ERP) dans la synchronisation des opérations, tout en explorant les enjeux liés à la digitalisation des processus et à la structuration des données logistiques. Ces éléments sont essentiels pour comprendre les conditions de mise en œuvre d'algorithmes d'optimisation et de modèles prédictifs au sein d'une chaîne logistique industrialisée, comme celle de Stellantis Algérie.

2.5.1 Intégration des outils numériques dans la planification logistique

La transformation numérique des chaînes logistiques constitue un axe stratégique majeur pour les organisations confrontées à des exigences croissantes en matière d'efficience, de traçabilité et de réactivité. Dans ce cadre, l'intégration d'outils numériques au sein des processus de planification logistique permet de substituer aux méthodes empiriques ou manuelles des dispositifs automatisés, capables de traiter de grandes quantités d'informations, de simuler différents scénarios, et de soutenir la prise de décision en environnement incertain. Les systèmes d'aide à

la décision (SAD) appliqués à la logistique recouvrent une variété de solutions technologiques, allant des progiciels spécialisés (TMS – Transportation Management Systems, WMS – Warehouse Management Systems) aux outils développés en interne pour des besoins spécifiques de modélisation, d'optimisation ou de visualisation des flux.

Ces solutions intègrent généralement des modules fonctionnels dédiés à la planification des tournées, à l'affectation des ressources, au suivi en temps réel des opérations ou à l'analyse de la performance logistique. La numérisation de la planification permet notamment de centraliser et de structurer les données relatives aux ordres de transport, aux capacités des ressources, aux contraintes géographiques ou contractuelles, ainsi qu'aux aléas observés dans l'exécution. Cette centralisation favorise l'élaboration de plans de transport cohérents, fondés sur des règles explicites, paramétrables et partageables au sein des équipes. Elle permet également d'améliorer la réactivité en cas d'imprévu, en générant rapidement des alternatives fondées sur une logique d'optimisation multi-critères. Par ailleurs, l'automatisation des tâches de planification via des algorithmes (heuristiques, métaheuristiques ou modèles exacts) permet d'augmenter la vitesse de traitement et de renforcer la fiabilité des décisions. Ces dispositifs prennent en compte une multiplicité de variables et de contraintes, réduisant ainsi le risque d'erreurs humaines et rendant les décisions plus robustes. Ils contribuent également à l'objectivation des arbitrages, en apportant une base quantitative à l'évaluation des scénarios envisagés.

Cependant, l'intégration des outils numériques ne constitue pas uniquement une évolution technologique. Elle implique également des ajustements organisationnels (processus, compétences, culture décisionnelle), ainsi qu'un effort de standardisation des données et d'alignement entre les objectifs métiers et les fonctionnalités technologiques. Le succès de cette intégration repose donc sur une gouvernance logistique adaptée, capable de piloter les changements induits, d'accompagner les utilisateurs et de garantir la cohérence entre les choix d'outillage et les priorités stratégiques. Dans un environnement où la demande est volatile, les ressources limitées, et les exigences de service de plus en plus élevées, l'adoption de systèmes numériques d'aide à la décision constitue un levier de performance logistique, en renforçant la capacité d'anticipation, de pilotage en temps réel, et d'adaptation aux aléas.

Modélisation des processus logistiques : apports de SADT et BPMN

Dans une démarche de transformation numérique de la chaîne logistique, la formalisation des processus opérationnels constitue une étape structurante. Elle permet non seulement de clarifier les interactions entre acteurs, systèmes et ressources, mais aussi de préparer l'automatisation et l'optimisation des flux décisionnels. Parmi les outils mobilisables à cette fin, les langages de modélisation SADT (Structured Analysis and Design Technique) et BPMN (Business Process Model and Notation) occupent une place importante. SADT repose sur une approche fonctionnelle hiérarchique qui décompose le système en activités, entrées, sorties, mécanismes et contrôles, facilitant ainsi l'analyse systémique de la logistique aval[65]. À l'inverse, BPMN propose une modélisation orientée processus[66], permettant de représenter visuellement les séquences d'activités, les rôles impliqués et les règles conditionnelles associées, selon une norme largement reconnue dans les environnements ERP et supply chain. L'utilisation conjointe ou complémentaire de ces deux approches permet de documenter rigoureusement les pratiques logistiques existantes (telles que la planification des tournées ou la gestion des réparations), tout en facilitant la communication interfonctionnelle et le passage à des outils numériques de pilotage ou de simulation.

2.5.2 Rôle des systèmes TMS, WMS et ERP dans la fluidité des flux

Dans le contexte contemporain de la gestion des chaînes logistiques, la fluidité des flux constitue une exigence opérationnelle majeure. Cette fluidité, entendue comme la capacité à assurer une circulation continue, coordonnée et réactive des flux physiques et informationnels, dépend en grande partie de l'efficacité des systèmes d'information intégrés. À ce titre, les solutions logicielles de type TMS (Transportation Management System), WMS (Warehouse Management System) et ERP (Enterprise Resource Planning) jouent un rôle structurant dans la régulation et l'optimisation des flux logistiques. Les TMS sont spécifiquement conçus pour gérer les opérations de transport. Ils permettent de planifier les tournées, d'optimiser les itinéraires, de suivre les expéditions en temps réel, et d'analyser les performances des transporteurs. Ces systèmes facilitent la prise en compte simultanée de multiples contraintes – capacités de chargement, horaires de livraison, règles de jumelage ou conditions contractuelles – afin de produire des plans de transport efficaces. En centralisant les données liées aux commandes, aux ressources disponibles et aux contraintes opérationnelles, les TMS favorisent une coordination fine entre les acteurs internes et externes de la chaîne de transport.

Les WMS, pour leur part, sont centrés sur la gestion des flux au sein des entrepôts. Ils assurent le pilotage des opérations de réception, de stockage, de préparation et d'expédition des marchandises. Leur contribution à la fluidité des flux réside notamment dans la réduction des temps de traitement, l'optimisation de l'occupation des espaces, et l'amélioration de la traçabilité des articles. En automatisant certaines tâches (allocation des emplacements, ordonnancement des prélèvements), les WMS contribuent à la continuité des opérations, même dans les contextes de forte variabilité de la demande. Les ERP, enfin, constituent le socle transversal de pilotage des ressources de l'entreprise. En intégrant les fonctions logistiques à d'autres domaines clés tels que la finance, les achats, la production ou les ressources humaines, les ERP permettent une coordination interfonctionnelle et une vision consolidée des opérations. Leur rôle est essentiel pour assurer la cohérence entre les flux physiques et les flux d'information, condition indispensable à une gestion fluide et réactive.

L'articulation de ces trois systèmes – TMS, WMS et ERP – repose sur des interfaces structurées et des flux de données harmonisés. Lorsqu'ils sont correctement interconnectés, ces systèmes permettent de décloisonner les fonctions, de synchroniser les opérations entre entrepôt et transport, et de garantir la cohérence entre les décisions prises à différents niveaux de la chaîne logistique. Ils constituent ainsi une infrastructure numérique propice à l'optimisation globale des flux, en apportant à la fois visibilité, traçabilité et agilité. Dans le cadre d'une chaîne de distribution complexe telle que celle de Stellantis Algérie, la mise en œuvre conjointe de ces outils représente un levier de fluidification des processus, en renforçant la capacité de l'organisation à gérer simultanément des contraintes multiples, des volumes variables, et des délais exigeants.

2.5.3 Automatisation de la collecte et structuration des données logistiques

L'automatisation de la collecte et de la structuration des données logistiques constitue un enjeu fondamental dans l'orientation moderne des chaînes d'approvisionnement vers des modèles plus réactifs[53], agiles et prédictifs. Cette automatisation ne se limite pas à un gain de productivité; elle vise à assurer la fiabilité, la traçabilité et la disponibilité en temps réel des informations nécessaires au pilotage des flux. Dans une chaîne logistique distribuée, les données opérationnelles proviennent de multiples sources : systèmes d'exploitation des entre-

pôts (WMS), plateformes de transport (TMS), outils de planification (APS), objets connectés (capteurs, RFID), ou encore documents commerciaux (bons de livraison, factures, ordres de transport). Leur collecte automatisée permet d'éviter les ressaisies manuelles, de limiter les erreurs et d'augmenter la granularité des observations, condition essentielle à l'analyse fine des performances et à la mise en œuvre de modèles décisionnels avancés. La structuration des données constitue l'étape suivante. Elle vise à organiser les informations recueillies selon des formats normalisés, hiérarchisés et interopérables. Cette structuration suppose souvent la définition de référentiels métiers partagés (produits, clients, zones géographiques, événements logistiques), la mise en place de nomenclatures unifiées, et l'adoption de standards d'échange de données (EDI, API). Sans cette rigueur structurelle, les données, bien qu'abondantes, demeurent difficilement exploitables.

Dans le cadre d'un projet d'optimisation logistique, comme celui mené par Stellantis Algérie, la qualité des données collectées est déterminante. L'automatisation permet non seulement d'assurer la complétude et la fraîcheur des informations, mais aussi de détecter plus rapidement les anomalies (écarts de temps, dépassements de seuil, ruptures de chaîne). Elle soutient également le développement de tableaux de bord dynamiques et la mise en œuvre de modèles d'aide à la décision (prévision de la demande, simulation de tournées, estimation des délais). Ainsi, l'automatisation de la collecte et la structuration rigoureuse des données logistiques ne relèvent pas uniquement d'un enjeu technique, mais d'une condition préalable à toute stratégie de digitalisation efficiente. Elle constitue le socle informationnel sur lequel peuvent s'adosser les démarches d'optimisation, de prédiction et de pilotage intégré des flux.

Conclusion de chapitre

L'état de l'art présenté dans ce chapitre a permis de baliser les fondements théoriques et conceptuels mobilisables pour l'analyse des deux sous-problématiques identifiées au sein du dispositif logistique de Stellantis Algérie. Il s'inscrit dans une perspective intégrée visant à consolider les apports issus de la littérature scientifique avec les contraintes opérationnelles observées sur le terrain.

La première sous-problématique, relative à l'optimisation des tournées logistiques, s'appuie sur les notions de mutualisation des flux, de jumelage de destinations et d'exploitation des capacités de transport. Les travaux sur le Vehicle Routing Problem (VRP), enrichis par les approches heuristiques et métaheuristiques, constituent le socle méthodologique permettant de formaliser et de traiter ce type de problématique en environnement contraint. Les indicateurs de performance logistique, tels que le taux de remplissage ou le coût unitaire par véhicule, fournissent des métriques de suivi essentielles pour évaluer l'efficacité des solutions proposées. Par ailleurs, les modèles de tarification logistique et les débats sur l'équité économique dans les réseaux multiclients permettent de mettre en lumière les tensions entre logique de coût, logique de service, et acceptabilité contractuelle[41].

La seconde sous-problématique, relative à la gestion non prédictive des réparations, convoque des concepts issus de la maintenance corrective et de la gestion des sinistres en logistique aval. La distinction entre maintenance préventive et corrective, les typologies d'avaries et leurs impacts sur les délais de mise à disposition, ainsi que les pratiques de traçabilité documentaire, constituent des éléments déterminants pour comprendre les mécanismes actuels. À cela s'ajoute la contribution des approches statistiques et de l'intelligence artificielle dans la construction de référentiels prédictifs, capables d'estimer des durées de réparation sous forme probabiliste[43], et d'intégrer la variabilité contextuelle. Ces outils offrent des leviers pour structurer l'aide à la décision, améliorer la transparence avec les prestataires et renforcer la planification des ressources ateliers.

L'analyse transversale de ces deux champs montre qu'au-delà de leur apparente séparation fonctionnelle — l'un relevant de la logistique de transport, l'autre de la maintenance pré-livraison —, ces problématiques partagent une même fragilité structurelle : l'insuffisance d'un outillage décisionnel fondé sur des données consolidées, exploitables et interprétables en temps contraint. Leur traitement intégré permet non seulement de répondre à des enjeux spécifiques (efficacité des tournées, maîtrise des délais de remise en état), mais aussi de renforcer la performance globale de la chaîne logistique aval de Stellantis Algérie. Cette mise en perspective justifie le recours à une approche méthodologique combinant modélisation mathématique, algorithmique d'optimisation et apprentissage automatique, comme réponse à des problématiques systémiques et interconnectées.

Chapitre 3

Optimisation de la planification logistique

Introduction

Face aux dysfonctionnements identifiés dans le système actuel de planification des tournées logistiques chez Stellantis Algérie, il apparaît nécessaire de dépasser les approches empiriques et manuelles encore largement en vigueur, pour adopter une démarche plus rigoureuse, fondée sur la modélisation mathématique des flux et l'automatisation partielle du processus décisionnel. La problématique exposée dans les chapitres précédents a mis en lumière l'absence d'un cadre algorithmique permettant d'optimiser simultanément l'affectation des véhicules aux camions, le taux de remplissage, la cohérence des jumelages, et le coût global de distribution. Dans ce contexte, la recherche d'une solution ne peut se limiter à des ajustements locaux : elle requiert une approche intégrée, combinant une formalisation rigoureuse du problème logistique et une méthode de résolution compatible avec les contraintes de terrain (temps de calcul, variabilité des données, adaptabilité). Ainsi, le présent chapitre est consacré à la construction et à la mise en œuvre d'une heuristique hybride dédiée à l'optimisation de la planification des tournées de distribution. Cette solution repose sur une double logique : d'une part, la modélisation formelle du problème en tant que programme d'affectation combinatoire, tenant compte des contraintes physiques (capacités, distances, compatibilités) et économiques (tarification, taux de remplissage) ; d'autre part, le développement d'une méthode heuristique capable de produire, en temps raisonnable, des solutions de qualité proche de l'optimum, même sur des instances de grande taille. L'exposé de la solution s'articulera en plusieurs étapes logiques. Nous commencerons par définir la structure mathématique du problème (1), avant d'expliquer pourquoi une résolution exacte n'est pas envisageable dans les conditions opérationnelles observées (2). Nous présenterons ensuite l'approche heuristique hybride proposée (3), en détaillant sa logique de construction, ses principes de fonctionnement, et son articulation avec les contraintes du terrain. L'architecture fonctionnelle globale de la solution (4) sera décrite, avant de focaliser sur les composantes algorithmiques et techniques de l'heuristique (5). Enfin, une analyse comparative des résultats obtenus (6) permettra de mesurer les gains de performance apportés, avant de situer la solution par rapport aux bornes théoriques connues ou aux méthodes exactes de référence (7).

Section 1 : Modélisation mathématique du problème de tournées

La problématique d'optimisation des tournées de livraison pour Stellantis Algérie peut être formalisée à l'aide d'un modèle de programmation linéaire en nombres entiers (PLNE). Cette modélisation permet de représenter les objectifs et les contraintes opérationnelles de manière structurée, ouvrant la voie à une résolution systématique. Le modèle mathématique se compose de trois éléments : les indices, les paramètres du modèle, les variables de décision, la fonction objectif et les contraintes. Pour construire le modèle mathématique, les éléments suivants sont définis comme suit :

Indices :

- $i \in \{1, \dots, N\}$: représente l'ensemble des véhicules à livrer. N est le nombre total de véhicules.
- $j \in \{1, \dots, M\}$: représente l'ensemble des camions disponibles pour les livraisons. M est le nombre total de camions.
- $d \in D$: représente l'ensemble des destinations possibles.

Paramètres :

- c_d : représente le coût fixe de livraison associé à la destination d. Ce coût est considéré comme le tarif de base pour atteindre cette ville.
- $si \in \mathbb{R}^+$: représente la taille ou la capacité occupée par le véhicule i. Ces valeurs sont normalisées par rapport à la capacité totale d'un camion (par exemple, FIAT500 : 1/8, DOBLO : 1/7, DUCATO : 1/3, SCUDDO : 1/4, TIPO : 1/7) .
- $d_i \in D$: représente la destination spécifique du véhicule i.
- K : représente la capacité totale d'un camion. Dans ce modèle, $K=1$, ce qui signifie que la somme des tailles des véhicules dans un camion ne doit pas dépasser 1 .
- $A_d \subseteq D$: représente l'ensemble des détours acceptés pour une destination principale d. Cet ensemble est précalculé et contient les destinations secondaires vers lesquelles un camion peut dévier sans engendrer un surcoût de trajet excessif (défini par la règle des 20% expliquée ultérieurement) .

Variables de décision :

- $x_{ij} \in 0, 1$: variable binaire qui prend la valeur 1 si le véhicule i est affecté au camion j, et 0 sinon.
- $y_j \in 0, 1$: variable binaire qui prend la valeur 1 si le camion j est utilisé pour une livraison, et 0 sinon.
- $z_{dj} \in 0, 1$: variable binaire qui prend la valeur 1 si le camion j dessert la destination d, et 0 sinon.
- $C_j \in \mathbb{R}^+$: variable continue qui représente le coût total associé au camion j. Conformément à la logique de tarification, ce coût est égal au coût de la destination finale la plus chère atteinte par ce camion .

3.1.1 Définition de la fonction objectif : minimisation des coûts logistiques

L'objectif principal de cette optimisation est de minimiser le coût logistique total. Ce coût est défini comme la somme des coûts associés à chaque camion utilisé.

$$\text{Min } Z = \sum_{j=1}^M C_j \quad (3.3)$$

La fonction objectif vise à réduire le coût global de la distribution. Le coût C_j d'un camion j est défini comme le coût de la destination la plus chère qu'il dessert. Cette formulation encourage la consolidation des livraisons : si un camion doit de toute façon se rendre à une destination éloignée et coûteuse, et qu'il est pas rempli à 100% il est préférable d'y ajouter d'autres véhicules destinés à des villes moins chères ou intermédiaires, tant que cela respecte les contraintes de capacité et de détours. Cette approche permet de diluer le coût élevé de la destination principale sur un plus grand nombre de véhicules, optimisant ainsi l'utilisation de chaque camion et réduisant le nombre total de trajets coûteux.

3.1.2 Présentation des contraintes opérationnelles et structurelles du modèle

Le modèle est soumis à un ensemble de contraintes qui reflètent les réalités opérationnelles et les règles métier de Stellantis Algérie :

1. Contrainte d'affectation unique de chaque véhicule :

$$\sum_{j=1}^M x_{ij} = 1 \quad \forall i \in \{1, \dots, N\} \quad (3.4)$$

Cette contrainte garantit que chaque véhicule à livrer est affecté à un et un seul camion. Il ne peut y avoir ni véhicule oublié, ni véhicule affecté à plusieurs camions.

2. Contrainte de capacité maximale des camions :

$$\sum_{i=1}^N x_{ij} \leq K \cdot y_j \quad \forall j \in \{1, \dots, M\} \quad (3.5)$$

Cette contrainte assure que la somme des tailles des véhicules affectés à un camion j ne dépasse jamais la capacité maximale K de ce camion. De plus, elle lie l'utilisation du camion ($y_j=1$) à la présence de véhicules à son bord ; si aucun véhicule n'est affecté, le camion ne peut être considéré comme utilisé.

3. Contrainte d'activation d'un camion :

$$x_{ij} y_j \quad \forall i, j \quad (3.6)$$

Cette contrainte logique stipule que si un véhicule i est affecté à un camion j c'est-à-dire $x_{ij}=1$, alors ce camion j doit nécessairement être activé ($y_j=1$). Il n'est pas possible d'affecter des véhicules à un camion qui n'est pas en service.

4. Contrainte de suivi des destinations desservies :

$$z_{dij} \geq x_{ij} \quad \forall i, j \quad (3.7)$$

Cette contrainte garantit que si un véhicule i est affecté au camion j , et que la destination de ce véhicule est d_i , alors la variable z_{dij} doit être égale à 1, indiquant que le camion j dessert bien la destination d_i .

5. Contrainte de maximum deux destinations par camion :

$$\sum_{d \in D} z_{dj} \leq 2 \quad \forall j \quad (3.8)$$

Cette contrainte limite la complexité des tournées en imposant que chaque camion ne puisse desservir qu'un maximum de deux destinations distinctes. Cette contrainte reflète une réalité opérationnelle visant à maintenir la faisabilité et l'efficacité des trajets, évitant des itinéraires trop complexes et chronophages.

6. Contrainte de filtrage des détours interdits :

Soit $d_{\text{main}}(j)$ la destination principale associée à j (la plus lointaine ou la plus coûteuse). Pour chaque destination secondaire d' , on impose que :

$$z_{d'j} \leq 1 \quad \text{si } d' \in A_{\text{dmain}(j)} \quad \forall j, d' \in D \quad (3.9)$$

0 Sinon

Cette contrainte est cruciale pour l'efficacité économique et opérationnelle. Elle assure que toute destination secondaire ajoutée à un camion doit faire partie des détours acceptables par rapport à sa destination principale. Un détour est considéré comme autorisé s'il n'augmente pas la distance totale du trajet de plus de 20% par rapport au trajet direct vers la destination principale. Cette règle permet d'éviter des trajets inefficaces ou excessivement longs, qui annuleraient les bénéfices de la consolidation.

7. Contrainte de définition du coût camion :

$$C_j \geq c_d \cdot z_{dj} \quad \forall j, d \quad (3.10)$$

Cette contrainte force le coût C_j d'un camion à être au moins égal au tarif de chaque destination qu'il dessert. Étant donné que la fonction objectif cherche à minimiser la somme des C_j , cette contrainte garantit qu'à l'optimum, C_j sera égal au maximum des coûts c_d des destinations desservies par le camion j . Cela modélise fidèlement la politique de tarification basée sur la destination la plus coûteuse.

Section 2 : Limites de la résolution exacte

La modélisation mathématique rigoureuse du problème de planification logistique permet de formaliser, avec une grande précision, les objectifs, les contraintes et les variables décisionnelles qui sous-tendent les opérations de distribution de véhicules neufs. Dans le cas spécifique de Stellantis Algérie, cette modélisation met en évidence l'imbrication de deux problèmes combinatoires particulièrement complexes, à savoir le Vehicle Routing Problem (VRP) et le Bin Packing Problem (BPP), chacun présentant des caractéristiques structurelles de très haute complexité algorithmique. Le Vehicle Routing Problem constitue l'un des paradigmes les plus étudiés en optimisation logistique. Il s'agit de déterminer, pour une flotte de véhicules, un ensemble d'itinéraires minimisant un coût global (typiquement, la distance, le temps ou le coût économique), tout en respectant des contraintes d'affectation, de capacité et de distribution. Dans notre cas, cela revient à planifier les tournées de camions devant desservir un ensemble de destinations commerciales, à partir de plateformes logistiques régionales. Ce problème, généralisant le fameux Problème du Voyageur de Commerce (TSP), est reconnu comme NP-difficile, c'est-à-dire qu'aucun algorithme polynomial ne peut garantir sa résolution optimale pour toutes les instances, à moins que $P=NP$. Simultanément, le Bin Packing Problem (ou problème de remplissage de conteneurs) intervient pour modéliser la contrainte de chargement hétérogène des camions. En effet, les véhicules à transporter ne présentent pas tous les mêmes dimensions, et leur encombrement relatif (exprimé ici comme une fraction de la capacité totale d'un camion) varie selon le modèle : une FIAT 500 occupe 1/8 d'un camion, un DOBLO 1/7, un DUCATO 1/3, un SCUDO 1/4, un TIPO 1/7, etc. La contrainte de chargement impose que la somme de ces valeurs, pour chaque camion, ne dépasse jamais l'unité ($K = 1$). Le BPP est lui aussi NP-difficile, dans la mesure où le nombre de combinaisons de chargement croît de façon exponentielle avec le nombre de véhicules à traiter.

La co-occurrence de ces deux problèmes au sein d'un même modèle de planification crée une interdépendance forte entre les décisions de routing (choix des destinations par camion) et de packing (choix des véhicules à affecter). Il ne s'agit donc pas d'optimiser séquentiellement deux sous-problèmes, mais bien de résoudre un problème intégré dans lequel les décisions de chargement conditionnent la faisabilité des tournées, et inversement. Cette intégration accroît considérablement la dimension combinatoire du problème, et rend inopérante toute tentative d'approche exhaustive ou brute-force.

Dans le contexte spécifique de Stellantis Algérie, la complexité du problème est encore renforcée par l'existence de plusieurs contraintes opérationnelles supplémentaires, directement liées

aux spécificités du terrain et aux règles métier en vigueur. Tout d'abord, chaque tournée est soumise à une contrainte stricte limitant le nombre de destinations desservies, généralement à deux au maximum, afin de préserver la lisibilité des itinéraires et d'éviter les dérives logistiques. Ensuite, les détours potentiels sont soumis à un filtrage préalable selon la destination principale, sur la base d'un critère de distance relative : seules les destinations secondaires situées dans un rayon raisonnable (généralement défini comme un dépassement de trajet inférieur à 20 %) peuvent être considérées comme compatibles. Enfin, la structure tarifaire actuellement appliquée impose un objectif de minimisation du coût de transport basé non pas sur une moyenne pondérée des distances, mais sur la destination la plus coûteuse de chaque tournée. Cette logique, bien que simple à implémenter, complexifie davantage la recherche d'une solution optimale, car elle modifie la fonction objective du modèle en imposant une règle de tarification asymétrique.

Ces contraintes enrichissent le modèle mais entraînent une explosion combinatoire : non seulement les itinéraires doivent être optimisés, mais chaque chargement doit respecter des contraintes de capacité et de cohérence géographique. Même pour un nombre modeste de véhicules et de camions, l'espace des solutions possibles devient rapidement intenable. Les méthodes exactes, telles que Branch&Bound ou les solveurs PLNE (CPLEX, Gurobi), explorent l'espace de recherche en élaguant les branches sous-optimales. Cependant, en raison de l'ampleur des contraintes et de la combinaison VRP+BPP, les ressources informatiques nécessaires (temps de calcul, mémoire) deviennent exorbitantes. Or, dans le cadre industriel, les décisions d'affectation doivent être produites en moins d'une heure pour s'aligner sur les flux quotidiens. Ainsi, l'approche exacte devient non seulement infaisable, mais aussi impraticable. En conséquence, bien que la modélisation mathématique apporte un cadre structuré indispensable, elle se heurte à une «double peine algorithmique» : l'intégration simultanée de deux problèmes NP-difficiles rend la recherche de l'optimum global irréalisable dans un temps utile.

Limitations des Solveurs Exacts (Ex : CPLEX) pour les Instances de Grande Taille

L'application de solveurs exacts, comme IBM ILOG CPLEX, à des problèmes d'optimisation de grande envergure se heurte à des limitations significatives, particulièrement évidentes dans le contexte de Stellantis Algérie. Le volume des données est un facteur déterminant. Pour le seul mois de décembre, le problème implique la livraison de 3172 véhicules, chacun associé à une destination et un coût de livraison. Pour illustrer, la seule planification du mois de décembre implique 3172 véhicules à livrer, générant un modèle PLNE de très grande dimension : plus de 705 000 contraintes, 31 000 variables, et 1,5 million de coefficients non nuls dans la matrice de contraintes. Un tel volume dépasse largement les capacités de résolution en temps réel requises pour une exploitation quotidienne. De telles dimensions requièrent des ressources de calcul très grandes, notamment en termes de mémoire vive et de puissance CPU, et un temps de calcul conséquent. Les solveurs exacts, bien qu'ils garantissent l'optimalité de la solution trouvée, peuvent nécessiter des heures, des jours, voire plus, pour converger vers une solution pour des instances de cette taille. Cette latence est fondamentalement non opérationnelle pour une gestion logistique quotidienne. Les opérations de Stellantis Algérie exigent une réactivité rapide aux aléas, tels que l'indisponibilité soudaine d'un camion ou une modification tardive d'une demande de livraison. Si le calcul d'une solution prend plusieurs heures, toute perturbation rendrait la solution obsolète avant même qu'elle ne puisse être appliquée. La vitesse de résolution devient ainsi une contrainte opérationnelle majeure, primant sur la recherche d'une optimalité absolue. De plus, bien que les solveurs modernes comme CPLEX soient extrêmement robustes et utilisent des valeurs en double précision pour leurs calculs, des défis pratiques peuvent survenir avec des modèles d'une complexité et d'une taille extrêmes. Des cas ont été rapportés où le solveur pourrait, dans des situations spécifiques, ne pas respecter les contraintes mais dire avoir trouvé une solution.⁶ Bien que ces occurrences soient rares et souvent attribuables à des

subtilités dans la formulation du modèle ou à des tolérances numériques, elles soulignent les difficultés inhérentes à l'application de solveurs exacts à des problèmes industriels de masse, où la fiabilité et la rapidité sont primordiales. La capacité à générer et régénérer des solutions rapidement pour maintenir la fluidité opérationnelle est donc plus précieuse qu'une solution théoriquement parfaite mais inatteignable en temps voulu. Les heuristiques intelligentes deviennent la seule option réaliste pour obtenir des solutions de bonne qualité dans des temps raisonnables.

3.2.1 La Méthode heuristique proposée : Une approche hybride

Face à la nature intrinsèquement NP-difficile du problème de l'optimisation des tournées de livraison pour Stellantis Algérie et aux limitations pratiques des solveurs exacts pour des instances de cette envergure, le recours à une approche heuristique s'est imposé comme la stratégie la plus viable et pragmatique. Les méthodes heuristiques, par opposition aux méthodes exactes, ne garantissent pas de trouver la solution globalement optimale. Cependant, elles sont conçues pour fournir des solutions de haute qualité souvent très proches de l'optimum, dites near-optimal dans un délai de calcul raisonnable. Cette caractéristique est cruciale pour des applications opérationnelles quotidiennes où la rapidité de décision est primordiale. Pour des problèmes combinatoires complexes comme le VRP ou le Bin Packing, qui sont NP-difficiles, les solveurs exacts peuvent devenir excessivement lents ou gourmands en ressources pour des instances de grande taille. Les heuristiques, en revanche, sont particulièrement populaires en recherche opérationnelle pour leur efficacité et leur capacité à généraliser sur des problèmes complexes. Elles permettent d'atteindre un équilibre optimal entre la qualité de la solution et l'efficacité computationnelle, un compromis essentiel pour une application industrielle où les plans de tournée doivent être générés et ajustés rapidement.

Vue d'ensemble des heuristiques utilisées

La solution proposée pour Stellantis Algérie est une approche hybride, combinant plusieurs principes heuristiques. Cette combinaison permet de tirer parti des forces respectives de chaque heuristique pour adresser les multiples facettes du problème : la minimisation des coûts, la maximisation de l'utilisation de la capacité des camions, et la gestion des contraintes de compatibilité des détours.

1. **Heuristique Gloutonne (Greedy Heuristic)** : Le principe glouton est appliqué dès la phase de pré-traitement par le tri préalable des véhicules. Les livraisons sont classées par tarification décroissante. Cette approche vise à minimiser le coût total en traitant d'abord les véhicules les plus coûteux en termes de destination. Le coût d'un camion étant déterminé par la destination la plus chère qu'il dessert, regrouper les livraisons à coût élevé permet de diluer ce coût sur un plus grand nombre de véhicules si des détours acceptables sont possibles. Cela réduit potentiellement le nombre total de camions coûteux nécessaires. Les heuristiques constructives, dont le principe glouton est une forme, sont reconnues pour générer rapidement des solutions initiales.
2. **Algorithme First Fit Decreasing (FFD)** : Ce principe est fondamental pour la composante Bin Packing du problème. Le FFD est un algorithme d'approximation classique qui trie les éléments (ici, les véhicules) par ordre décroissant de taille (ou de capacité occupée) et les place ensuite dans le premier conteneur (camion) disponible qui peut les accueillir.³ Cette approche est adaptée pour maximiser le remplissage des camions. En priorisant les véhicules les plus volumineux, le FFD tend à optimiser l'utilisation de l'espace restant dans les camions, réduisant ainsi le nombre total de camions nécessaires et, par extension, les trajets vides ou partiellement vides.

3. **Principes de Regroupement Homogène (Clustering) :** Bien que la solution n'utilise pas un algorithme de clustering au sens machine learning, le tri secondaire des véhicules par type (implicite dans le jeu de données trié) et la logique d'affectation des détours s'inspirent des principes de regroupement pour optimiser l'efficacité. Regrouper des véhicules de même modèle et de même volume similaire (par exemple, plusieurs DOBLO) augmente les chances de remplir un camion à 100% ou très près de 100%, minimisant les espaces fragmentés. Le clustering est d'ailleurs reconnu en logistique pour réduire les coûts de transport et améliorer l'optimisation des itinéraires.

L'approche hybride est une réponse à la multi dimensionnalité du problème de Stellantis Algérie, qui ne se limite pas à un simple VRP ou à un simple problème de Bin Packing. Le problème intègre des contraintes de coût, de destinations multiples limitées, et de détours acceptables. Une seule heuristique classique (comme le FFD seul) ne suffirait pas à optimiser tous ces aspects simultanément. En combinant le tri par coût (stratégie gloutonne pour l'objectif financier), le tri par type de véhicule (optimisation du remplissage physique des camions), et la gestion des détours (prise en compte des contraintes spécifiques de routage), la solution crée une synergie qui adresse l'ensemble des exigences opérationnelles et économiques de Stellantis.

3.2.2 Architecture de la solution proposée et plan de mise en œuvre

La solution d'optimisation des tournées de livraison pour Stellantis Algérie est conçue comme un système modulaire, intégrant plusieurs composantes distinctes qui interagissent pour transformer les données brutes en plans de tournée optimisés et en rapports détaillés. L'architecture de la solution peut être visualisée comme une séquence de processus, où chaque étape traite et enrichit les données pour la phase suivante :

1. **Génération des Règles de Détour (Module VBA) :**

Ce module initial prend en entrée des données géographiques brutes comme les coordonnées pour établir les règles de compatibilité des détours.

2. **Fichiers d'Entrée (Excel/CSV) :**

Deux sources de données principales sont utilisées :

Ordre_de_transport.xlsx : contenant les informations sur les véhicules à livrer
 detour_rules.xlsx : qui est le résultat de l'étape 1 qui regroupe les destination finale et avec quelle destination intermédiaire elle peuvent être jumeler.

3. **Module de Pré-traitement (Script Python) :**

Cette composante est responsable du chargement des données des fichiers d'entrée et de l'application des tris stratégiques sur les véhicules.

4. **Module d'Optimisation Heuristique (Script Python) :**

C'est le cœur de la solution, où la logique d'affectation des véhicules aux camions est appliquée, en respectant les contraintes de capacité, de destinations et de détours.

5. **Module de Post-traitement et Reporting (Script Python / Openpyxl) :**

Cette dernière étape agrège les résultats de l'optimisation, calcule les indicateurs clés de performance (KPI), et génère un rapport détaillé au format Excel pour une analyse et une présentation facilitées.

Flux de données et interactions entre les composantes

Le flux de données commence par la collecte des informations sur les véhicules à livrer, y compris leur type, leur destination et la tarification associée. Ces données sont stockées dans

le fichier `Ordre_d_transport.xls` En parallèle, un processus indépendant, implémenté via un script VBA, est exécuté pour générer le fichier `detour_rules.xlsx`. Ce fichier est crucial car il contient les règles de compatibilité des destinations, déterminant quelles villes peuvent être combinées dans une même tournée en tant que détours acceptés. Le script Python principal charge ensuite ces deux sources de données. Les données des véhicules sont soumises à une étape de tri stratégique. Par la suite, l'algorithme d'optimisation heuristique prend le relais, affectant itérativement chaque véhicule à un camion, tout en respectant scrupuleusement les contraintes de capacité, la limitation à deux destinations par camion et les règles de détours prédéfinies. Une fois toutes les affectations réalisées, les résultats sont transmis au module de post-traitement. Ce module calcule diverses statistiques de performance, telles que les taux de remplissage des camions et le coût logistique total. Enfin, un rapport détaillé est généré au format Excel, offrant une visualisation claire et structurée des plans de tournée et des indicateurs de performance.

Rôle des fichiers d'entrée (`Ordre_de_transport.xlsx`, `détour rules.xlsx`)

Les fichiers d'entrée sont les fondations sur lesquelles repose l'ensemble du processus d'optimisation : `Ordre_de_transport.xlsx` : Ce fichier est la source principale des items à emballer. Il contient la liste exhaustive des véhicules à livrer, spécifiant pour chacun son modèle (Voiture), sa destination (Destination) et le coût de livraison associé (Tarification). La qualité et la complétude de ces données sont essentielles pour la pertinence des plans de tournée générés. `detour_rules.xlsx` : Ce fichier est le produit du pré-traitement VBA et est crucial pour la contrainte de compatibilité des destinations. Il fournit les règles de détours, spécifiant pour chaque Destination Finale (destination principale) quelles autres destinations sont considérées comme des Détours Acceptés et lesquelles sont des Détours Refusés. Sans ces règles, l'algorithme ne pourrait pas évaluer la faisabilité économique et opérationnelle des combinaisons de livraisons.

Processus de génération des règles de détour (Script VBA)

Le script VBA mentionné constitue un module de pré-traitement essentiel et autonome. Son rôle est de dériver des règles de détours complexes à partir de données géographiques brutes, reflétant une contrainte métier précise. Ce script prend en entrée des données géographiques. Il calcule la distance directe entre un point d'origine qui est l'usine de production à Oran et chaque Destination Finale .

TABLE 3.10 – Coordonnées ΔX et ΔY (en km) des villes algériennes

Ville	ΔX (km)	ΔY (km)
ORAN	0	0
ADRAR	33.4	-868.6
AIN DEFLA	234.4	61.2
AIN TEMOUCHENT	-53.3	-43.3
ALGER	332.3	115.3
ANNABA	743.4	133
BATNA	594.7	-16.6
BEJAIA	505	117.3
BOUIRA	419.5	74.9

Ville	ΔX (km)	ΔY (km)
BOUMERDES	349.3	118.3
CHLEF	218.4	50.9
MEDEA	265.2	62.9
MOSTAGANEM	66.1	26.3
M'SILA	432	2.2

Pour chaque Destination Finale, le script évalue toutes les autres villes comme des détours potentiels. La décision d'accepter ou de refuser un détour est basée sur une règle métier fondamentale : un détour est considéré comme accepté si la distance totale du trajet

Origine -> Détour -> Destination Finale

ne dépasse pas 120% (soit 1.2 fois) de la distance directe

Origine -> Destination Finale.

Si cette condition n'est pas remplie, le détour est refusé.

Méthode de calcul (géométrie euclidienne) :

Les coordonnées ΔX et ΔY représentent la position relative d'une ville par rapport à Oran (en kilomètres).

1. Distance directe (Oran $\rightarrow$ Destination finale)

$$d_{\text{direct}}(x_1, y_1) = \sqrt{(x_1)^2 + (y_1)^2} \quad (3.11)$$

2. Distance avec détour (Oran $\rightarrow$ Détour $\rightarrow$ Destination finale)

$$d_{\text{détour}}(x_1, y_1, x_2, y_2) = \sqrt{(x_2)^2 + (y_2)^2} + \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (3.12)$$

3. Condition de validité d'un détour :

$$d_{\text{détour}}(x_1, y_1, x_2, y_2) = 1.2 \cdot d_{\text{direct}}(x_1, y_1) \quad (3.13)$$

Si la condition est vraie, la wilaya est ajoutée à la liste des détours acceptés, sinon aux refusés.

Le script génère ensuite une nouvelle feuille avec trois colonnes clés : Destination Finale, Détours Acceptés et Détours Refusés (voir figure ci dessous 3.23). Les destinations sont listées sous forme de chaînes de caractères séparées par des virgules dans les colonnes Détours Acceptés et Détours Refusés.

Destination Finale	Détours Acceptés	Détours Refusés
ADRAR	AIN TEMOUCHEMENT, BECHAR, MASCARA, MOSTAGANEM, NAAMA, ORAN, RELIZANE, SAIDA, SIDI BEL ABDES, TLEMCEEN	AIN DEFLA, ALGER, ANNABA, BATNA, BEJAIA, BISKRA, BLIDA, BORDJ BOU ARRERIDJ, BOUIRA, BOUMERDES, CHLEF, CONSTANTINE, DJELFA, EL OUED, EL TAREF, GHARDAIA, GUELMA, JUEL, KHENCHELA, LAGHOUIAT, MEDEA, MILA, M'SILA, OUARGLA, OUM EL BOUAGHI, SETIF, SKIKDA, SOUK AHRAS, TEBESSA, TIARET, ADRAR, AIN TEMOUCHEMENT, ALGER, ANNABA, BATNA, BEJAIA, BECHAR, BISKRA, BLIDA, BORDJ BOU ARRERIDJ, BOUIRA, BOUMERDES, CONSTANTINE, DJELFA, EL OUED, EL TAREF, GHARDAIA, GUELMA, JUEL, KHENCHELA, LAGHOUIAT, MEDEA, MILA, M'SILA, NAAMA, OUARGLA, OUM EL BOUAGHI, SAIDA, SETIF, SIDI BEL ABDES, SKIKDA, SOUK AHRAS, TEBESSA, TIARET, TIPAZA, TIZI OUZOU, TLEMCEEN
AIN DEFLA	CHLEF, MASCARA, MOSTAGANEM, ORAN, RELIZANE	ADRAR, AIN TEMOUCHEMENT, ALGER, ANNABA, BATNA, BEJAIA, BECHAR, BISKRA, BLIDA, BORDJ BOU ARRERIDJ, BOUIRA, BOUMERDES, CHLEF, CONSTANTINE, DJELFA, EL OUED, EL TAREF, GHARDAIA, GUELMA, JUEL, KHENCHELA, LAGHOUIAT, MASCARA, MEDEA, MILA, MOSTAGANEM, M'SILA, NAAMA, OUARGLA, OUM EL BOUAGHI, RELIZANE, SAIDA, SETIF, SIDI BEL ABDES, SKIKDA, SOUK AHRAS, TEBESSA, TIARET, TIPAZA, TIZI OUZOU, TLEMCEEN
AIN TEMOUCHEMENT	ORAN	ADRAR, AIN TEMOUCHEMENT, ANNABA, BATNA, BEJAIA, BECHAR, BISKRA, BORDJ BOU ARRERIDJ, BOUIRA, CONSTANTINE, DJELFA, EL OUED, EL TAREF, GHARDAIA, GUELMA, JUEL, KHENCHELA, LAGHOUIAT, MASCARA, MEDEA, MILA, MOSTAGANEM, M'SILA, NAAMA, OUARGLA, OUM EL BOUAGHI, SAIDA, SETIF, SIDI BEL ABDES, SKIKDA, SOUK AHRAS, TEBESSA, TIARET, TIPAZA, TIZI OUZOU, TLEMCEEN
ALGER	AIN DEFLA, BLIDA, BOUMERDES, CHLEF, MASCARA, MEDEA, MOSTAGANEM, ORAN, RELIZANE, TIARET, TIPAZA	ADRAR, BECHAR, EL OUED, EL TAREF, GHARDAIA, LAGHOUIAT, NAAMA, OUARGLA, TEBESSA, TLEMCEEN
ANNABA	AIN DEFLA, AIN TEMOUCHEMENT, ALGER, BATNA, BEJAIA, BISKRA, BLIDA, BORDJ BOU ARRERIDJ, BOUIRA, BOUMERDES, CHLEF, CONSTANTINE, DJELFA, EL OUED, EL TAREF, GHARDAIA, GUELMA, JUEL, KHENCHELA, LAGHOUIAT, MASCARA, MEDEA, MILA, MOSTAGANEM, M'SILA, NAAMA, OUARGLA, OUM EL BOUAGHI, RELIZANE, SAIDA, SETIF, SIDI BEL ABDES, TIARET, TIPAZA, TIZI OUZOU	ADRAR, AIN TEMOUCHEMENT, ANNABA, BECHAR, CONSTANTINE, EL OUED, EL TAREF, GHARDAIA, GUELMA, KHENCHELA, LAGHOUIAT, MILA, NAAMA, OUARGLA, OUM EL BOUAGHI, RELIZANE, SAIDA, SETIF, SIDI BEL ABDES, SKIKDA, SOUK AHRAS, TEBESSA, TIARET, TIPAZA, TIZI OUZOU
BATNA	AIN DEFLA, ALGER, BEJAIA, BISKRA, BLIDA, BORDJ BOU ARRERIDJ, BOUIRA, BOUMERDES, CHLEF, DJELFA, JUEL, MASCARA, MEDEA, MOSTAGANEM, M'SILA, ORAN, RELIZANE, SAIDA, SETIF, SIDI BEL ABDES, TIARET, TIPAZA, TIZI OUZOU	ADRAR, AIN TEMOUCHEMENT, ANNABA, BATNA, BECHAR, BISKRA, CONSTANTINE, DJELFA, EL OUED, EL TAREF, GHARDAIA, GUELMA, KHENCHELA, LAGHOUIAT, MILA, NAAMA, OUARGLA, OUM EL BOUAGHI, SKIKDA, SOUK AHRAS, TEBESSA, TIARET, TIPAZA, TIZI OUZOU
BEJAIA	AIN DEFLA, ALGER, BLIDA, BORDJ BOU ARRERIDJ, BOUIRA, BOUMERDES, CHLEF, JUEL, MASCARA, MEDEA, MOSTAGANEM, M'SILA, ORAN, RELIZANE, SAIDA, SETIF, SIDI BEL ABDES, TIARET, TIPAZA, TIZI OUZOU	ADRAR, AIN TEMOUCHEMENT, ANNABA, BATNA, BECHAR, BISKRA, CONSTANTINE, DJELFA, EL OUED, EL TAREF, GHARDAIA, GUELMA, KHENCHELA, LAGHOUIAT, MILA, NAAMA, OUARGLA, OUM EL BOUAGHI, SKIKDA, SOUK AHRAS, TEBESSA, TIARET, TIPAZA, TIZI OUZOU
BECHAR	AIN TEMOUCHEMENT, MASCARA, NAAMA, ORAN, SAIDA, SIDI BEL ABDES, TLEMCEEN	ADRAR, AIN DEFLA, ALGER, ANNABA, BATNA, BEJAIA, BISKRA, BLIDA, BORDJ BOU ARRERIDJ, BOUIRA, BOUMERDES, CHLEF, CONSTANTINE, DJELFA, EL OUED, EL TAREF, GHARDAIA, GUELMA, JUEL, KHENCHELA, LAGHOUIAT, MEDEA, MILA, MOSTAGANEM, M'SILA, OUARGLA, OUM EL BOUAGHI, RELIZANE, SETIF, SKIKDA, SOUK AHRAS, TEBESSA, TIARET, TIPAZA, TIZI OUZOU
BISKRA	AIN DEFLA, AIN TEMOUCHEMENT, ALGER, BATNA, BLIDA, BORDJ BOU ARRERIDJ, BOUIRA, BOUMERDES, CHLEF, DJELFA, LAGHOUIAT, MASCARA, MEDEA, MOSTAGANEM, M'SILA, ORAN, RELIZANE, SAIDA, SETIF, SIDI BEL	ADRAR, ANNABA, BEJAIA, BECHAR, BISKRA, CONSTANTINE, EL OUED, EL TAREF, GHARDAIA, GUELMA, JUEL, KHENCHELA, MILA, NAAMA, OUARGLA, OUM EL BOUAGHI, SKIKDA, SOUK AHRAS, TEBESSA, TIARET, TIPAZA, TIZI OUZOU
BLIDA	AIN DEFLA, CHLEF, MASCARA, MEDEA, MOSTAGANEM, ORAN, RELIZANE, TIARET, TIPAZA	ADRAR, AIN TEMOUCHEMENT, ALGER, ANNABA, BATNA, BEJAIA, BECHAR, BISKRA, BORDJ BOU ARRERIDJ, BOUIRA, BOUMERDES, CONSTANTINE, DJELFA, EL OUED, EL TAREF, GHARDAIA, GUELMA, JUEL, KHENCHELA, LAGHOUIAT, MILA, M'SILA, NAAMA, OUARGLA, OUM EL BOUAGHI, SAIDA, SETIF, SIDI BEL ABDES, SKIKDA, SOUK AHRAS, TEBESSA, TIARET, TIPAZA, TIZI OUZOU
BORDJ BOU ARRERIDJ	AIN DEFLA, ALGER, BLIDA, BOUIRA, BOUMERDES, CHLEF, MASCARA, MEDEA, MOSTAGANEM, M'SILA, ORAN, RELIZANE, SAIDA, SIDI BEL ABDES, TIARET, TIPAZA, TIZI OUZOU	ADRAR, AIN TEMOUCHEMENT, ANNABA, BATNA, BEJAIA, BECHAR, BISKRA, CONSTANTINE, DJELFA, EL OUED, EL TAREF, GHARDAIA, GUELMA, JUEL, KHENCHELA, LAGHOUIAT, MILA, NAAMA, OUARGLA, OUM EL BOUAGHI, RELIZANE, SETIF, SKIKDA, SOUK AHRAS, TEBESSA, TIARET, TIPAZA, TIZI OUZOU
BOUIRA	AIN DEFLA, ALGER, BLIDA, BOUMERDES, CHLEF, MASCARA, MEDEA, MOSTAGANEM, M'SILA, ORAN, RELIZANE, SAIDA, SIDI BEL ABDES, TIARET, TIPAZA, TIZI OUZOU	ADRAR, AIN TEMOUCHEMENT, ANNABA, BATNA, BEJAIA, BECHAR, BISKRA, BORDJ BOU ARRERIDJ, BOUIRA, CONSTANTINE, DJELFA, EL OUED, EL TAREF, GHARDAIA, GUELMA, JUEL, KHENCHELA, LAGHOUIAT, MILA, NAAMA, OUARGLA, OUM EL BOUAGHI, SETIF, SKIKDA, SOUK AHRAS, TEBESSA, TIARET, TIPAZA, TIZI OUZOU
BOUMERDES	AIN DEFLA, ALGER, BLIDA, CHLEF, MASCARA, MEDEA, MOSTAGANEM, ORAN, RELIZANE, TIARET, TIPAZA	ADRAR, AIN TEMOUCHEMENT, ANNABA, BATNA, BEJAIA, BECHAR, BISKRA, BORDJ BOU ARRERIDJ, BOUIRA, CONSTANTINE, DJELFA, EL OUED, EL TAREF, GHARDAIA, GUELMA, JUEL, KHENCHELA, LAGHOUIAT, MILA, M'SILA, NAAMA, OUARGLA, OUM EL BOUAGHI, SAIDA, SETIF, SIDI BEL ABDES, SKIKDA, SOUK

FIGURE 3.23 – Liste des détours accepté et refusé

L'intégration d'un script VBA pour la génération de ces règles de détours simule des contraintes du monde réel et une approche pragmatique de l'ingénierie des données. Les règles de détours ne sont pas des données statiques arbitraires, mais sont dérivées d'une logique géographique et d'une contrainte économique (le seuil de 20% de surcoût de distance). L'automatisation de leur génération via VBA, un outil couramment utilisé dans les environnements métier, assure l'adaptabilité de la solution permettant une mise à jour aisée des règles si les conditions géographiques ou les politiques de détour de Stellantis venaient à changer.

Détail des composantes de la solution

L'implémentation de la solution repose sur un ensemble de composantes logicielles, principalement développées en Python, qui gèrent le pré-traitement des données, l'algorithme d'affectation heuristique, et la génération des rapports.

Pré-traitement des données

cette phase est essentielle pour préparer les données d'entrée de manière à optimiser l'efficacité de l'algorithme d'affectation.

- **Chargement des Capacités des Véhicules** : Un dictionnaire Python nommé `capacities` est défini pour stocker la taille ou pour être plus précis la fraction de capacité de camion occupée de chaque type de véhicule. Par exemple, une FIAT500 occupe 1/8 de la capacité d'un camion, un DOBLO 1/7, un DUCATO 1/3, un SCUDO 1/4, et un TIPO 1/7. Ces valeurs sont normalisées par rapport à la capacité totale d'un camion, fixée à 1 ($K=1$), ce qui simplifie les calculs de remplissage.
- **Génération et Chargement des Règles de Détour** : Le script Python inclut une fonction `load_detour_rules` qui lit le fichier `detour_rules.xlsx`. Ce fichier, généré par le script VBA comme décrit précédemment, contient pour chaque destination principale la liste des détours acceptés et refusés. La fonction parse ces listes pour créer une structure de données en mémoire un dictionnaire où chaque clé est une destination principale et la valeur est un ensemble de détours acceptés, permettant une recherche rapide et efficace lors de l'affectation des véhicules.

Tri des Véhicules : Cette étape est une pierre angulaire de l'approche heuristique, car l'ordre dans lequel les véhicules sont traités influence directement la qualité de la solution finale. Les véhicules sont triés selon une stratégie à deux niveaux :

- **Tri de niveau 1 : Tarification Décroissante** : Les véhicules sont d'abord triés par leur Tarification (coût de livraison) du plus élevé au plus bas. Ce tri est une application directe de l'heuristique gloutonne visant à minimiser le coût total. La logique sous-jacente est la suivante : le coût d'un camion est déterminé par la destination la plus chère qu'il dessert. En priorisant les véhicules avec les tarifs les plus élevés, l'algorithme tente de les regrouper tôt. Si un camion est de toute façon destiné à une destination coûteuse, y ajouter d'autres véhicules même à des destinations moins chères n'augmentera pas son coût marginal. Cela permet de diluer les coûts élevés sur un plus grand nombre de véhicules et potentiellement de réduire le nombre total de camions coûteux nécessaires, contribuant ainsi à la minimisation de l'objectif financier.
- **Tri de niveau 2 : Type de Véhicule et leurs volumes** : Ce tri secondaire, basé sur le type et le volume des véhicules, applique le principe de clustering homogène issu du

problème de Bin Packing. Il consiste à regrouper les véhicules selon leur taille occupée dans le camion (volume relatif), ce qui facilite l’optimisation du taux de remplissage. En triant les véhicules de taille similaire ou complémentaire, l’algorithme augmente la probabilité de former des combinaisons qui remplissent exactement ou presque un camion (par exemple, 7 DOBLO ou 4 SCUDO remplissent un camion à 100%). Ce tri par volume minimise les pertes d’espace, évite les espaces fragmentés et améliore l’efficacité logistique globale, contribuant directement à l’objectif de réduction du nombre de camions utilisés et de maximisation du taux de remplissage, un levier essentiel de performance pour l’algorithme FFD (First Fit Decreasing).

Algorithme d’affectation des véhicules aux camions

L’algorithme d’affectation constitue le cœur de la solution, en implémentant une logique de remplissage progressif inspirée du First Fit Decreasing (FFD), tout en respectant des contraintes spécifiques à Stellantis. Le processus débute par une initialisation des camions, où une liste vide est créée. Ensuite, chaque véhicule, préalablement trié selon un certain critère, est traité de manière séquentielle.

La logique de remplissage progressif, basée sur une adaptation du FFD, est ensuite appliquée. Pour chaque véhicule à affecter, l’algorithme procède par tentative d’affectation dans un camion existant, suivant une approche First Fit. Cela signifie qu’il parcourt la liste des camions déjà créés à la recherche du premier camion pouvant accueillir ce véhicule. Pour qu’un camion soit jugé admissible à recevoir un véhicule donné, deux conditions principales doivent être satisfaites : premièrement, la capacité du camion ne doit pas être dépassée, ce qui impose que la somme de la capacité déjà utilisée et de la capacité du nouveau véhicule soit inférieure ou égale à 1 ; deuxièmement, la destination du véhicule doit être compatible avec les destinations déjà affectées au camion. Cette compatibilité se traduit par l’une des deux situations suivantes : soit la destination est déjà présente dans les destinations du camion, soit le camion dessert moins de deux destinations et la nouvelle destination constitue un détour accepté par rapport à la destination principale du camion. Cette dernière est implicitement définie comme la première destination ajoutée et correspond à la destination la plus coûteuse selon les règles de coût. Dans le code, elle est représentée par la première entrée de la liste des destinations du camion.

Si un camion satisfaisant ces deux critères est trouvé, le véhicule lui est affecté. La capacité utilisée est alors mise à jour, et le coût du camion est recalculé en prenant le maximum entre le coût actuel et le tarif de la nouvelle destination, via la règle : $\text{truck}[\text{'cost'}] = \max(\text{truck}[\text{'cost'}], \text{tarif})$. Cela permet de garantir que le coût total du camion reflète toujours la destination la plus onéreuse desservie, conformément à la fonction objectif du modèle.

Dans le cas où aucun camion existant ne peut accueillir le véhicule — en raison d’une capacité insuffisante ou d’une incompatibilité de destination —, un nouveau camion est créé spécifiquement pour ce véhicule. Ce nouveau camion constitue alors le point de départ d’une nouvelle tournée. Concernant la gestion des destinations et des détours, la contrainte maximum deux destinations par camion (connu comme la Contrainte 5 du modèle mathématique) est strictement appliquée via la condition $\text{len}(\text{truck}[\text{'destinations'}]) < 2$. En parallèle, le filtrage des détours interdits (Contrainte 6) est assuré par la condition $\text{dest_in_detour_rules}[\text{main_dest}][\text{'acceptes'}]$, qui vérifie que la nouvelle destination est autorisée comme détour selon les règles définies pour la destination principale.

Dans son ensemble, cet algorithme constitue une heuristique constructive “en ligne”, ce qui signifie qu’il prend des décisions de manière séquentielle et ne revient pas sur les affectations précédemment effectuées. Il traite chaque véhicule un par un, dans l’ordre trié, et l’affecte au premier camion compatible trouvé. Cette stratégie, bien qu’elle ne garantisse pas une solution

optimale globale, présente une simplicité et une rapidité d'exécution qui la rendent particulièrement efficace pour traiter des problèmes de grande taille où le temps de calcul est un facteur critique.

Post-traitement et génération du rapport

Une fois l'algorithme d'affectation exécuté, les résultats bruts sont exploités afin de produire des indicateurs de performance clés ainsi qu'un rapport structuré. La première étape de ce traitement consiste en un calcul des statistiques de remplissage, où la capacité utilisée de chaque camion est analysée et classifiée selon des seuils prédéfinis, offrant une vue d'ensemble sur l'efficacité de l'optimisation. Les camions sont ainsi répartis dans quatre catégories : ceux remplis à 100% (capacité = 1), ceux dont la capacité utilisée est comprise entre 0,85 et moins de 1, ceux situés entre 0,6 et moins de 0,85, et enfin ceux avec une capacité inférieure à 0,6.

```

===== Statistiques sur les Camions =====
Camions remplis à 100% (capacité = 1) : 461
Camions entre 0.85 et <1 : 24
Camions entre 0.6 et <0.85 : 2
Camions avec capacité < 0.6 : 0

===== Moyenne de remplissage =====
Moyenne de remplissage : 0.996 (soit 99.6% de la capacité)

===== Détails des Camions (0.6 ≤ cap < 0.85) =====

Camion 394
Capacité : 0.696
Destinations : ['BEJAIA', 'BORDJ BOU ARRERIDJ']
Véhicules : [('TIPO', 'BEJAIA'), ('FIAT500', 'BEJAIA'), ('DOBLO', 'BORDJ BOU ARRERIDJ'), ('DOBLO', 'BORDJ BOU ARRERIDJ'), ('TIPO', 'BORDJ BOU ARRERIDJ')]

Camion 487
Capacité : 0.714
Destinations : ['ORAN']
Véhicules : [('TIPO', 'ORAN'), ('TIPO', 'ORAN'), ('TIPO', 'ORAN'), ('TIPO', 'ORAN'), ('TIPO', 'ORAN')]

===== Détails des Camions Faiblement Remplis (< 0.6) =====
Fichier 'résumé_détaillé_camions.xlsx' généré avec les ajustements demandés.
C:\Users\invite\Downloads>

```

FIGURE 3.24 – Statistique de remplissage

Pour garantir la précision des comparaisons sur les nombres flottants, une tolérance epsilon fixée à $1e-6$ est appliquée, permettant d'éviter les erreurs d'arrondi.

Par ailleurs, le taux moyen de remplissage est calculé en prenant la moyenne des capacités utilisées de tous les camions engagés. Cet indicateur agrégé constitue une mesure synthétique de la performance globale de l'algorithme d'affectation, avec un taux de conformité généralement compris entre 85 % et 100 %.

Ensuite, un fichier Excel détaillé est généré automatiquement sous le nom résumé détaillé camions.xlsx (voir figure ci dessous 3.25) . La bibliothèque openpyxl est utilisée pour créer ce rapport, structuré et lisible, qui joue un rôle crucial dans la prise de décision opérationnelle. Le fichier Excel contient plusieurs colonnes informatives, telles que l'ID du camion, les destinations desservies, la capacité utilisée, le coût associé, ainsi que la liste des véhicules affectés à chaque camion et leur destination individuelle.

Camion ID	Destinations camion	Capacité utilisée	Coût	Véhicules affectés	VIN	Destinations vehicule	AGENT
1	TEBESSA	0,893	131600	SCUDO	PJ786219	TEBESSA	LAHCENE AUTOMOBILE
				SCUDO	PJ790425	TEBESSA	LAHCENE AUTOMOBILE
				SCUDO	PJ795017	TEBESSA	LAHCENE AUTOMOBILE
				DOBLO	PJ796924	TEBESSA	LAHCENE AUTOMOBILE
2	TEBESSA	1	131600	DOBLO	RJ526606	TEBESSA	LAHCENE AUTOMOBILE
				DOBLO	PJ830404	TEBESSA	LAHCENE AUTOMOBILE
				DOBLO	PU058438	TEBESSA	LAHCENE AUTOMOBILE
				DOBLO	RJ528047	TEBESSA	LAHCENE AUTOMOBILE
				DOBLO	RN501735	TEBESSA	LAHCENE AUTOMOBILE
				DOBLO	RN502491	TEBESSA	LAHCENE AUTOMOBILE
				TIPO	RJ527829	TEBESSA	LAHCENE AUTOMOBILE
				TIPO	PJ786332	EL OUED	SARL BARA AUTO CENTER
3	EL OUED, OUARGLA	0,893	127600	SCUDO	RJ527263	OUARGLA	CENTER AUTOMOBIL TOUHAMI
				SCUDO	PU053537	OUARGLA	CENTER AUTOMOBIL TOUHAMI
				SCUDO	PU055394	OUARGLA	CENTER AUTOMOBIL TOUHAMI
				SCUDO	PZ077099	SOUK AHRAS	EURL OULDLAKHDAR AUTOMOBILES
4	SOUK AHRAS	0,929	124100	SCUDO	PJ829081	SOUK AHRAS	EURL OULDLAKHDAR AUTOMOBILES
				TIPO	PJ794971	SOUK AHRAS	EURL OULDLAKHDAR AUTOMOBILES
				TIPO	RJ526681	SOUK AHRAS	EURL OULDLAKHDAR AUTOMOBILES
				TIPO	PJ788509	SOUK AHRAS	EURL OULDLAKHDAR AUTOMOBILES
5	OUARGLA	1	122100	SCUDO	PJ788511	OUARGLA	CENTER AUTOMOBIL TOUHAMI
				SCUDO	PJ829737	OUARGLA	CENTER AUTOMOBIL TOUHAMI
				SCUDO	PJ788507	OUARGLA	CENTER AUTOMOBIL TOUHAMI
				SCUDO	RJ526656	OUARGLA	CENTER AUTOMOBIL TOUHAMI

FIGURE 3.25 – Résumé Détaillé des camions

Afin d'améliorer la lisibilité du document, des fusions de cellules sont appliquées (via `ws.merge_cells`), et des alignements spécifiques sont définis à l'aide de la classe `Alignment`, ce qui permet de regrouper clairement les informations relatives à chaque camion. En fin de rapport, des totaux sont calculés pour le coût logistique global ainsi que pour le nombre total de camions utilisés.

La génération automatisée de ce rapport Excel constitue un outil essentiel pour les équipes logistiques et les décideurs. En effet, les données brutes issues de la console ou les logs sont souvent complexes à interpréter. Le format Excel bien structuré, enrichi par des éléments visuels comme les fusions de cellules et les totaux, transforme ces données en informations compréhensibles et exploitables. Cela facilite non seulement la validation rapide des plans de tournées par la direction, mais également une adoption plus fluide de la solution par les équipes opérationnelles, renforçant ainsi la réactivité de l'entreprise face à ses besoins logistiques.

Section 3 : Évaluation des résultats obtenus et analyse comparative

La mise en œuvre de la solution heuristique hybride a produit des résultats significatifs, démontrant une amélioration substantielle de l'efficacité des opérations logistiques de Stellantis Algérie. Les indicateurs clés de performance (KPI) attestent d'une optimisation remarquable, particulièrement en termes de remplissage des camions et de réduction des coûts. L'algorithme a traité l'ensemble des demandes de livraison et a généré un plan de tournées avec les résultats suivants :

- **Coût Logistique Total** : Le coût logistique total calculé par la solution est la somme des coûts de chaque camion utilisé, conformément à la fonction objectif.
- **Nombre de Camions Utilisés** : 487 unités ont été nécessaires pour acheminer l'intégralité des véhicules .

Les statistiques détaillées sur le remplissage des camions sont particulièrement éloquentes :

TABLE 3.11 – Statistiques détaillées de remplissage des camions

Catégorie de Remplissage	Nombre de Camions	Pourcentage du Total
Camions remplis à 100% (capacité = 1)	461	94.66%
Camions entre 0.85 et <1	24	4.93%
Camions entre 0.6 et <0.85	2	0.41%
Camions avec capacité < 0.6	0	0%
Total Camions	487	100.00%

Ces chiffres traduisent de manière très concrète la transformation opérée sur la performance logistique : 461 camions sur 487 affichent un remplissage complet, soit 94,66%. Le taux moyen de remplissage global atteint 99,6%, confirmant ainsi la robustesse de l'algorithme et sa capacité à saturer quasi intégralement la flotte. Cette performance est d'autant plus significative qu'elle répond directement à l'inefficacité initiale identifiée, où la sous-exploitation régulière des capacités disponibles générerait des coûts logistiques non maîtrisés. Le nombre très limité de camions dont le remplissage est inférieur à 85% (seulement 2 unités, soit 0,41%) souligne l'uniformité de l'efficacité sur l'ensemble des tournées. Enfin, bien que les quelques cas de remplissage partiel soient rares, leur analyse détaillée — disponible dans le rapport annexé — reste essentielle. Ces cas permettent d'identifier des situations résiduelles de contraintes spécifiques (urgence de livraison, incompatibilité de volume, trajet isolé) et ouvrent la voie à des ajustements fins ou à des règles d'exception dans le système heuristique.

TABLE 3.12 – Statistiques sur les véhicules jumelés par destination

Indicateur	Valeur
Nombre de véhicules jumelés	19
Nombre de jumelage non conforme (jumelage de plus de 2 destinations)	0
Volume des véhicules jumelés vers la destination principale (%)	56%
Volume des véhicules jumelés vers la destination secondaire (%)	44%
écart de cout moyen entre destination principal et secondaire	12.3%

L'analyse des jumelages réalisés par la solution heuristique révèle des résultats à la fois équilibrés et économiquement pertinents. Sur l'ensemble des tournées générées, 19 cas de jumelage ont été identifiés, soit une proportion mesurée mais significative dans le contexte des contraintes d'acceptabilité des détours et de compatibilité géographique. Sur le plan du volume transporté, la répartition entre les destinations principales et secondaires témoigne d'une allocation équilibrée : 56% du volume des véhicules jumelés est attribué aux destinations principales, contre 44% aux destinations secondaires.

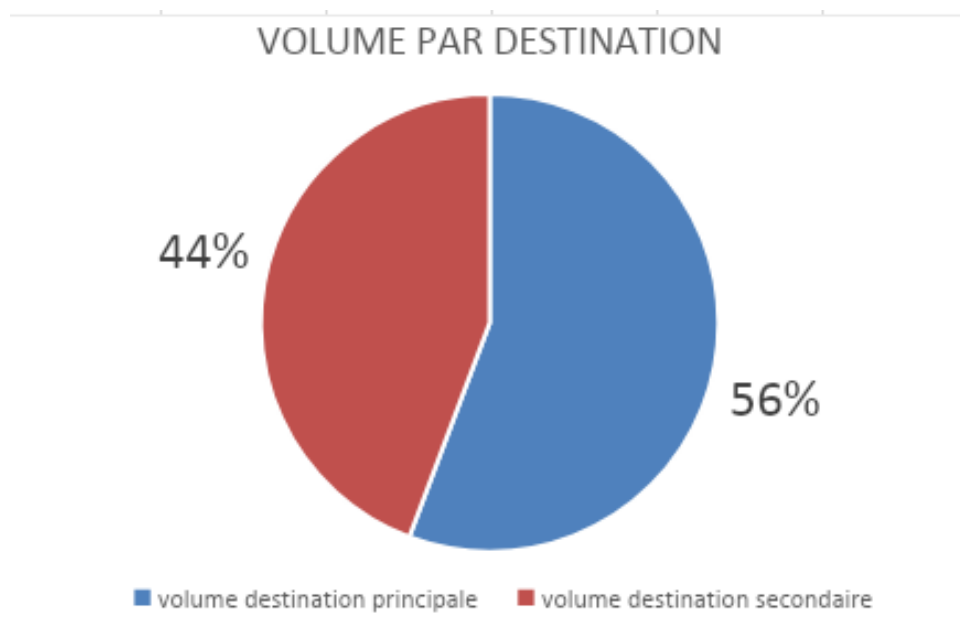


FIGURE 3.26 – Volume par destination

Ce ratio témoigne d'un respect satisfaisant du principe d'ancrage logistique, selon lequel une tournée doit prioritairement répondre à une demande forte vers une zone cible, tout en mutualisant les flux vers des points secondaires compatibles. Du point de vue économique, l'heuristique affiche une performance notable : l'écart moyen de coût entre les destinations principales et secondaires est contenu à 12,3%.

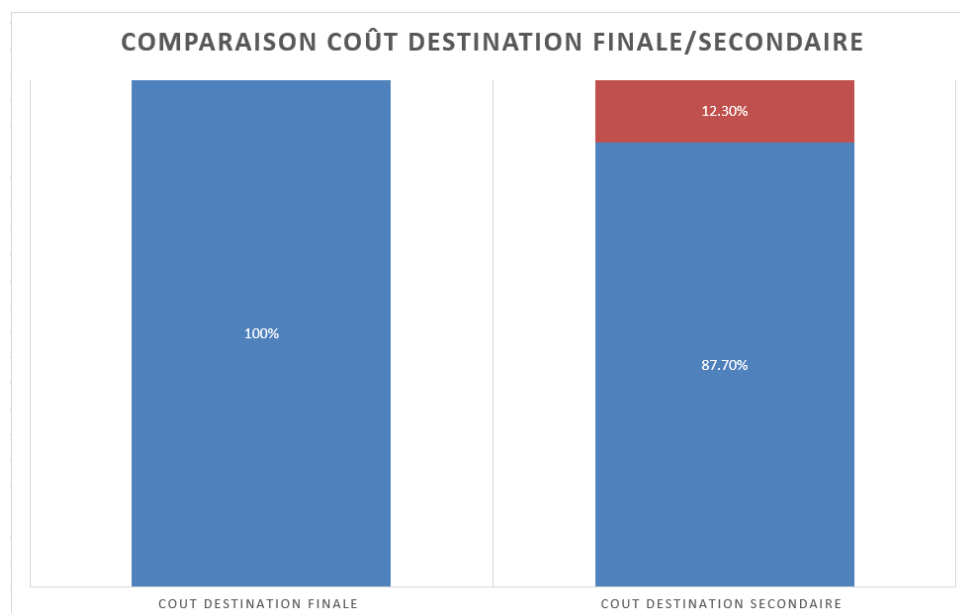


FIGURE 3.27 – Comparaison coût destination finale/Secondaire

Ce niveau d'écart représente une amélioration significative par rapport au diagnostic initial, qui faisait état de disparités pouvant atteindre 30% à 40% dans les jumelages empiriques. Cette réduction de l'écart indique une meilleure cohérence tarifaire entre les points de desserte jumelés, réduisant ainsi le risque de déséquilibre ou de subvention croisée entre destinations. Ces résultats confirment que la méthode mise en œuvre ne se contente pas d'optimiser le remplissage, mais qu'elle intègre également une logique économique de consolidation raisonnée des flux, alignée avec les contraintes de terrain et la politique tarifaire de l'entreprise. L'approche hybride

offre non seulement un excellent niveau de performance, mais aussi une stabilité opérationnelle permettant de généraliser la solution. C'est un indicateur fort du gain d'efficience obtenu, qui représente un levier stratégique de réduction des coûts et d'optimisation des ressources logistiques.

Ce tableau synthétise les bénéfices tangibles de la solution en comparant l'état des opérations logistiques de Stellantis Algérie avant et après l'implémentation de l'approche heuristique :

TABLE 3.13 – Comparaison avant et après l’optimisation logistique chez Stellantis Algérie

Indicateur Clé	Avant Optimisation (Méthodes Manuelles)	Après Optimisation (Solution Heuristique)	Gain / Amélioration
Coût Logistique Total	52 376 800,08 da (Élevé)	47 723 900 da (Optimisé)	Réduction de 4 652 900,08 da Économie réalisée : 9%
Nombre de Camions Utilisés	527 avec trajets partiels/presque vides	487 camions, dont 461 pleins	Réduction du nombre de trajets superflus Réduction de 40 camions (−7.6%)
Taux de Conformité	77%	99.6%	+22.6% confirmant une saturation quasi totale des capacités
Réactivité aux Aléas	Processus lourd	Replanification dynamique, délais maîtrisés	Flexibilité accrue, réduction des délais et amélioration du service
Camions Jumelés	41	19	Réduction sans impact sur le taux de chargement : amélioration significative du jumelage
Volume Principal / Secondaire	55% / 45%	56% / 44%	Léger gain vers les destinations principales
Nombre de jumelage non conforme (jumelage de plus de 2 destinations)	6	0	Aucun jumelage non conforme ce qui se traduit par des détours optimisé et moins long
Écart de Coût Moyen (Jumelage)	30.35%	12.3%	Réduction de 18.05% : qualité du jumelage nettement améliorée
Visibilité des Flux	Éparse, statique (données non consolidées)	Consolidée, dynamique (rapports détaillés)	Amélioration de la planification stratégique
Empreinte Carbone	Élevée (trajets superflus)	Réduite (optimisation remplissage / trajets)	Impact environnemental positif et RSE renforcée
Satisfaction Agents Commerciaux	Retards	Délais constants, fiabilité accrue	Amélioration de la qualité de service et de la réputation

L'analyse détaillée des résultats obtenus met en lumière les apports concrets de l'approche heuristique hybride mise en œuvre pour la planification logistique chez Stellantis Algérie. Sur le plan économique, la réduction de près de 4,65 millions de dinars du coût logistique total, soit une optimisation de 9%, constitue un levier de performance directe, d'autant plus significatif qu'il repose sur une meilleure mutualisation des tournées et une diminution du nombre de trajets partiels. Cette efficience accrue se reflète également dans la réduction de 7,6% du nombre de camions mobilisés, traduisant une rationalisation effective de la flotte. Le taux de conformité, qui atteint 99,6% contre 77% auparavant, atteste d'un usage quasi optimal des capacités de chargement, confirmant ainsi l'atteinte d'un niveau de saturation maîtrisé. En parallèle, l'amélioration de la qualité du jumelage est manifeste : le nombre total de jumelages a diminué de moitié, sans affecter négativement le taux de remplissage, et l'écart de coût moyen entre destination principale et secondaire est passé de 30,35% à 12,3%, indiquant une sélection plus rigoureuse des combinaisons de destinations. Au-delà de ces gains purement opérationnels, la solution a permis une meilleure réactivité aux aléas, avec des capacités de replanification rapide désormais intégrées, contribuant à renforcer l'agilité du système logistique. La consolidation des flux et la disponibilité de rapports dynamiques améliorent substantiellement la visibilité stratégique, tandis que la réduction de l'empreinte carbone et la fiabilisation des délais renforcent à la fois la performance environnementale et la qualité perçue par les agents commerciaux. En somme, cette solution démontre sa capacité à transformer un système logistique historiquement fragmenté en un dispositif plus efficient, plus résilient et mieux aligné sur les exigences contemporaines de compétitivité, de durabilité et de satisfaction client.

Impact financier : Réduction des coûts de transport

La réduction des coûts logistiques constitue l'un des leviers majeurs de performance mis en évidence par l'implémentation de l'approche heuristique. Dans le contexte initial, caractérisé par une sous-utilisation chronique des capacités de transport — matérialisée par des taux de remplissage inférieurs aux standards économiques — chaque trajet partiellement chargé engendrait une inefficience structurelle, alourdissant mécaniquement le coût unitaire par véhicule livré. L'amélioration du taux moyen de remplissage à 99,6% reflète une quasi-saturation des camions, traduisant une affectation beaucoup plus efficiente des ressources de transport. En pratique, cette maximisation du taux de charge permet de réduire significativement le nombre total de tournées nécessaires pour assurer un volume de livraison constant. Chaque camion saturé amortit son coût fixe de déplacement sur un volume maximal de véhicules, ce qui réduit le coût moyen de transport par unité. Ce mécanisme d'économie d'échelle, renforcé par une consolidation intelligente des flux, se traduit par une diminution de plus de 9% du coût logistique global, générant des gains financiers substantiels. À terme, cette optimisation confère à Stellantis Algérie un avantage concurrentiel notable, en améliorant les marges tout en assurant une plus grande rationalité économique dans l'usage de sa flotte.

Impact opérationnel : Amélioration de l'utilisation de la flotte et des ressources

L'impact opérationnel de la solution heuristique se manifeste principalement par une amélioration notable de l'utilisation de la flotte et des ressources de planification. Le diagnostic initial révélait une surcharge chronique des équipes, souvent contraintes de gérer manuellement des affectations complexes et de faire face à une faible capacité d'anticipation des aléas. L'introduction d'un système d'optimisation automatisée a significativement réduit la charge cognitive des planificateurs, en éliminant les tâches répétitives et chronophages liées à la constitution des tournées. Cette automatisation libère du temps pour le traitement des exceptions et la supervision des opérations, deux dimensions critiques dans un environnement soumis à des contraintes

quotidiennes d'imprévisibilité. En outre, la formalisation des règles de détours acceptables et la limitation stricte à deux destinations par camion introduisent un cadre de planification plus robuste et cohérent. Cette standardisation contribue à la simplification des opérations, facilite la coordination entre les sites logistiques et les transporteurs, et renforce la capacité de l'organisation à répondre avec agilité aux fluctuations de la demande ou aux contraintes conjoncturelles. En somme, la solution mise en œuvre améliore structurellement la fluidité opérationnelle, en augmentant la résilience et l'efficacité du dispositif de distribution.

Impact stratégique : Meilleure visibilité et aide à la décision

Sur le plan stratégique, la mise en œuvre de la solution heuristique a permis d'accroître significativement la visibilité sur les flux logistiques et de renforcer les capacités décisionnelles de l'entreprise. Dans un environnement logistique complexe et soumis à de fortes contraintes territoriales, disposer d'une vision consolidée, fiable et dynamique des opérations constitue un levier fondamental pour anticiper les besoins futurs en ressources matérielles (flotte, équipements) et humaines (chauffeurs, planificateurs). Grâce aux rapports détaillés générés par la solution, Stellantis Algérie dispose désormais d'une base de données opérationnelle riche, structurée autour de multiples indicateurs : taux de remplissage par tournée, coûts logistiques associés, distribution géographique des affectations, etc. Ces éléments facilitent non seulement l'analyse rétrospective des performances, mais permettent également une planification prospective des investissements logistiques. À travers cette intelligence opérationnelle renforcée, l'entreprise est en mesure d'adapter plus finement son réseau aux évolutions de la demande, de modéliser différents scénarios de croissance, et d'orienter ses décisions d'investissement dans une logique d'efficacité durable. Cette capacité accrue à piloter la performance sur le long terme constitue un avantage compétitif majeur dans un secteur où la maîtrise des coûts et la réactivité logistique sont devenues des enjeux stratégiques centraux.

Impact environnemental : Réduction de l'empreinte carbone

Sur le plan environnemental, les résultats de l'optimisation apportée par la solution heuristique se traduisent par une réduction mesurable de l'empreinte carbone de l'activité logistique de Stellantis Algérie. L'amélioration significative du taux de remplissage moyen, conjuguée à la diminution du nombre de trajets partiels ou superflus, permet une utilisation plus efficace des ressources de transport, notamment en termes de consommation de carburant par unité livrée. En évitant des kilomètres inutiles et en maximisant la charge utile par trajet, l'entreprise réduit directement ses émissions de gaz à effet de serre, principalement le dioxyde de carbone (CO_2), associé aux déplacements routiers. Cette évolution s'inscrit dans une logique de responsabilité sociétale des entreprises (RSE), en cohérence avec les standards internationaux en matière de durabilité et avec les attentes croissantes des parties prenantes (régulateurs, clients, partenaires). Ainsi, l'optimisation logistique ne se limite pas à des gains économiques ou opérationnels : elle contribue activement à l'alignement stratégique de Stellantis Algérie avec les impératifs environnementaux contemporains, renforçant sa légitimité dans un écosystème industriel de plus en plus tourné vers la performance durable.

Impact sur la qualité de service : Amélioration de la fiabilité et renforcement de la satisfaction client

L'intégration d'une solution de planification heuristique améliore substantiellement la qualité de service perçue par les agents commerciaux, notamment par la stabilisation des délais

de livraison et la réduction des écarts temporels. Une planification plus robuste permet de limiter les retards, les reprogrammations de dernière minute et les ruptures de continuité dans le flux logistique, éléments qui, auparavant, engendraient des tensions au sein du réseau de distribution. En garantissant des livraisons plus régulières, la solution renforce la prévisibilité opérationnelle, ce qui constitue un facteur clé de confiance pour les partenaires commerciaux. Par ailleurs, la capacité de l'algorithme à générer rapidement de nouveaux plans de transport en cas d'aléas (pannes, indisponibilités, urgences terrain) confère à l'organisation une agilité décisionnelle accrue, essentielle dans un contexte logistique à forte variabilité. Cette fiabilité renforcée, couplée à une meilleure réactivité, positionne Stellantis Algérie comme un acteur logistique plus compétitif, capable de répondre avec efficience aux attentes de son réseau tout en consolidant sa réputation de prestataire logistique rigoureux et fiable.

3.3.1 Positionnement de la solution heuristique par rapport à la borne inférieure et à l'optimum théorique

Dans le prolongement de notre approche en recherche opérationnelle appliquée à la distribution de véhicules, il importe de replacer la performance de l'heuristique au sein d'un cadre théorique rigoureux. À ce titre, nous disposons d'une borne inférieure – construite sans tenir compte de la contrainte de divisibilité des camions – qui constitue un plancher inatteignable dans la réalité opérationnelle, mais essentiel pour estimer la qualité de toute solution réalisable.

La borne inférieure est calculée à partir d'un modèle de programmation linéaire relaxé :

- Nombre minimal de camions : 485,14 camions
- Taux de remplissage moyen : 100 %

$$\text{Coût total} = \sum_{i=1}^n C_i T_i \quad (3.14)$$

Avec :

- C_i : nombre fractionné de camions nécessaires pour la destination i
- T_i : tarif d'un camion pour la destination i

Étiquettes de lignes	Nombre de VOITURE	volume de vehicule (unité 1= 1 camion	Tarif destination
TEBESSA	11	1,892857143	Ti
EL OUED	1	0,142857143	Ti
SOUK AHRAS	5	0,928571429	Ti
OUARGLA	1169	175,1785714	Ti
ANNABA	17	2,392857143	Ti
SKIKDA	7	0,946428571	Ti
OUM EL BOUAGHI	7	1	Ti
KHENCHELA	4	0,571428571	Ti
BATNA	30	4,821428571	Ti
CONSTANTINE	19	3,017857143	Ti
BISKRA	10	1,642857143	Ti
JIJEL	1217	187,9761905	Ti
SETIF	41	7,232142857	Ti
BECHAR	7	1	Ti
BEJAIA	16	3,339285714	Ti
BORDJ BOU ARRERIDJ	3	0,428571429	Ti
M'SILA	19	3,357142857	Ti
DJELFA	6	0,857142857	Ti
TIZI OUZOU	16	2,285714286	Ti
BOUMERDES	11	1,535714286	Ti
ALGER	382	58,25	Ti
BLIDA	54	8,464285714	Ti
AIN DEFLA	5	0,714285714	Ti

FIGURE 3.28 – Calcule de la borne inférieure

Ces valeurs traduisent un scénario idéal où chaque camion est fractionnable et où l'ensemble des véhicules tourne à pleine capacité, sans aucun espace inutilisé. Il s'agit donc d'une référence théorique qui ne respecte pas la granularité indivisible des actifs de transport, mais qui borne inférieurement tout optimum réalisable. Résultats de l'heuristique développée En confrontant cette référence idéale à notre heuristique, nous obtenons :

- Nombre de véhicules utilisé : 487 camions
- Taux de remplissage moyen : 99,6 %

Malgré la contrainte stricte d'intégrité des camions, notre algorithme ne dépasse la borne inférieure que de 1,86 camion (soit 0,38 % d'écart en nombre de camions) et 0,44 % de surcoût), tout en maintenant un taux de remplissage en pratique quasi-optimal.

La relation qui lie la borne inférieure, la solution optimale réelle (inaccessible directement) et l'heuristique se formalise ainsi :

$$\text{Borne inférieure} < \text{Solution optimale} < \text{heuristique Hybride}$$

en terme de taux de remplissage des camions :

$$(\text{Heuristique Hybride}) 99.6\% < \text{Solution optimale} < 100\% (\text{Borne inférieure})$$

en terme d'écart de coût (par rapport a la borne inférieure) :

$$0\% < \text{Solution optimale} < 0,44\%$$

L'étroitesse de l'intervalle, témoin d'une faible « optimality gap », est un indicateur de robustesse et de qualité de la méthode proposée : plus cet écart est faible, plus l'heuristique se rapproche du comportement d'un solveur exact tout en offrant des temps de calcul maîtrisés. Ainsi, non seulement l'étude démontre la capacité de l'heuristique à frôler l'optimalité dans un contexte réaliste, mais elle ouvre également la voie à des développements futurs destinés à renforcer la performance et la robustesse des systèmes de planification logistique.

TABLE 3.14 – Comparaison des résultats : borne inférieure, heuristique hybride et solution initiale Stellantis

Indicateur	Borne inférieure	Heuristique hybride	Résultats Stellantis (avant)
Nombre de camions	485,14	487	527
Taux de conformité (%)	100 %	99,6 %	77 %
Surcoût par rapport à la borne (%)	0%	+0,44 %	+10,3 %

Section 4 : Conclusion du chapitre et perspective d'amélioration

La solution heuristique hybride développée pour Stellantis Algérie représente une avancée majeure dans l'optimisation de sa chaîne logistique de distribution de véhicules. En combinant des principes éprouvés d'optimisation tels que l'heuristique gloutonne, l'algorithme First Fit Decreasing (FFD), et des principes de regroupement homogène, et en les intégrant avec des règles métier complexes (gestion des détours acceptés, limitation des destinations multiples), la solution a permis de transformer un processus de planification manuel et inefficace en un système structuré et hautement performant. Les résultats quantitatifs obtenus sont particulièrement probants. Un taux de remplissage moyen de 99.6% pour l'ensemble de la flotte, avec 460 camions sur 487 remplis à 100%, démontre une utilisation quasi-optimale des ressources de transport. Cette performance se traduit par des gains significatifs à plusieurs niveaux : une réduction des coûts financiers par la minimisation des trajets superflus, une amélioration opérationnelle par une meilleure utilisation de la flotte et une charge de travail réduite pour les planificateurs, un avantage stratégique par une visibilité accrue sur les flux, un impact environnemental positif par la diminution des émissions de CO_2 , et une amélioration de la qualité de service par des livraisons plus fiables et ponctuelles.

Limitations de la solution heuristique et pistes d'amélioration

Bien que très performante et adaptée aux contraintes opérationnelles de Stellantis Algérie, la solution heuristique présente des limitations inhérentes à sa nature et offre plusieurs axes d'amélioration pour des développements futurs :

- **Complexité des Détours** : La règle actuelle des détours est binaire (accepté/refusé sur la base d'un seuil de 20% de surcoût de distance). Une amélioration pourrait inclure une pondération des détours ou une modélisation plus fine des coûts routiers intermédiaires, prenant en compte des facteurs comme le type de route, les péages ou les conditions de trafic.
- **Gestion des Incertitudes** : Le modèle actuel est déterministe, ne tenant pas compte des incertitudes inhérentes au transport (pannes de véhicules, retards de trafic, annulations de commandes, etc.). Une extension pourrait inclure la gestion des aléas via des approches stochastiques ou robustes, permettant de générer des plans plus résilients.
- **Multi-dépôts** : Bien que le problème mentionne Oran, Alger et Jijel comme plateformes de consolidation, la modélisation actuelle se concentre sur un point de départ unique pour les calculs de détours (Oran). Une extension vers un problème de routage multi-dépôts (MDVRP) pourrait être pertinente pour optimiser les transferts inter-sites et les départs depuis plusieurs points d'origine.
- **Fenêtres de Temps** : L'introduction de contraintes de fenêtres de temps de livraison (VRPTW) pour les agents commerciaux pourrait affiner davantage la planification, garantissant que les livraisons arrivent dans des créneaux horaires spécifiques convenus avec les clients.

Recommandations pour une Implémentation Durable

Pour que cette solution d'optimisation s'intègre pleinement et durablement dans les opérations de Stellantis Algérie, plusieurs recommandations sont formulées :

- **Intégration Systémique** : Il est recommandé d'intégrer la solution directement dans le système de gestion logistique (WMS/TMS) existant de Stellantis Algérie. Une automatisation complète du flux de données, de la génération des plans de tournée et de leur transmission aux transporteurs est essentielle pour maximiser les gains d'efficacité.
- **Monitoring Continu** : La mise en place d'un tableau de bord de suivi des indicateurs clés de performance (KPI) tels que le taux de remplissage des camions, les coûts par tournée, les délais de livraison et les émissions de CO_2 est cruciale. Ce monitoring continu permettra d'évaluer la performance en temps réel, d'identifier rapidement les dérives et d'ajuster les stratégies si nécessaire.
- **Formation des Planificateurs** : Les équipes logistiques, qui opèrent actuellement avec des méthodes manuelles, devront être formées à l'utilisation du nouvel outil et à l'interprétation de ses résultats. Cette formation est essentielle pour transformer leur rôle de gestionnaires manuels en superviseurs d'optimisation, capables de valider les plans générés par le système et d'intervenir efficacement en cas d'exception. Leur expertise métier, combinée à la puissance de l'outil, garantira une performance optimale et une adoption réussie de la solution.

Chapitre 4

Estimation des temps de réparation : Approche prédictive

Introduction

Après avoir identifié les limitations du processus actuel d'estimation des temps de réparation dans les ateliers agréés de Stellantis Algérie, ce chapitre présente notre démarche de conception d'une solution prédictive, fondée sur la méthodologie CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining), largement reconnue dans le domaine de la data science. Cette approche structurée a pour objectif principal de répondre aux besoins exprimés par l'entreprise, à savoir l'élaboration d'un outil capable de fournir des estimations de durée sous forme d'intervalles de confiance réalistes, tout en améliorant le contrôle des coûts de facturation. Dans la suite de ce chapitre, nous commencerons par formuler le problème d'un point de vue métier, en soulignant les enjeux opérationnels rencontrés. Nous décrirons ensuite les données collectées, en analysant leur nature et leur structuration. La troisième étape portera sur la préparation des données en vue de leur traitement par des algorithmes de machine learning. Nous exposerons par la suite les différentes approches de modélisation explorées pour produire des prédictions fiables. Une phase d'évaluation permettra de mesurer la pertinence des résultats obtenus. Enfin, nous conclurons par une réflexion sur le déploiement de la solution et les perspectives d'évolution future.

Section 1 : Analyse du contexte métier et des processus de réparation

Dans le cadre de la restructuration de son réseau national de distribution et de service après-vente, Stellantis Algérie collabore avec un ensemble d'ateliers agréés pour assurer la gestion des réparations des véhicules, notamment dans les cas d'avaries détectées au cours du transport, du stockage ou à la sortie d'usine. Le traitement de ces avaries repose actuellement sur une procédure semi-manualisée : les ateliers partenaires transmettent leurs devis et factures sur la base d'un tarif horaire standard. Ce mode de fonctionnement, bien que relativement structuré, présente plusieurs limites critiques, tant sur le plan financier que logistique. Les flux métiers diffèrent selon l'origine du dommage. Lorsque l'avarie est constatée à la réception du véhicule par un agent agréé, ce dernier initie la procédure en transmettant un dossier à l'équipe backoffice.

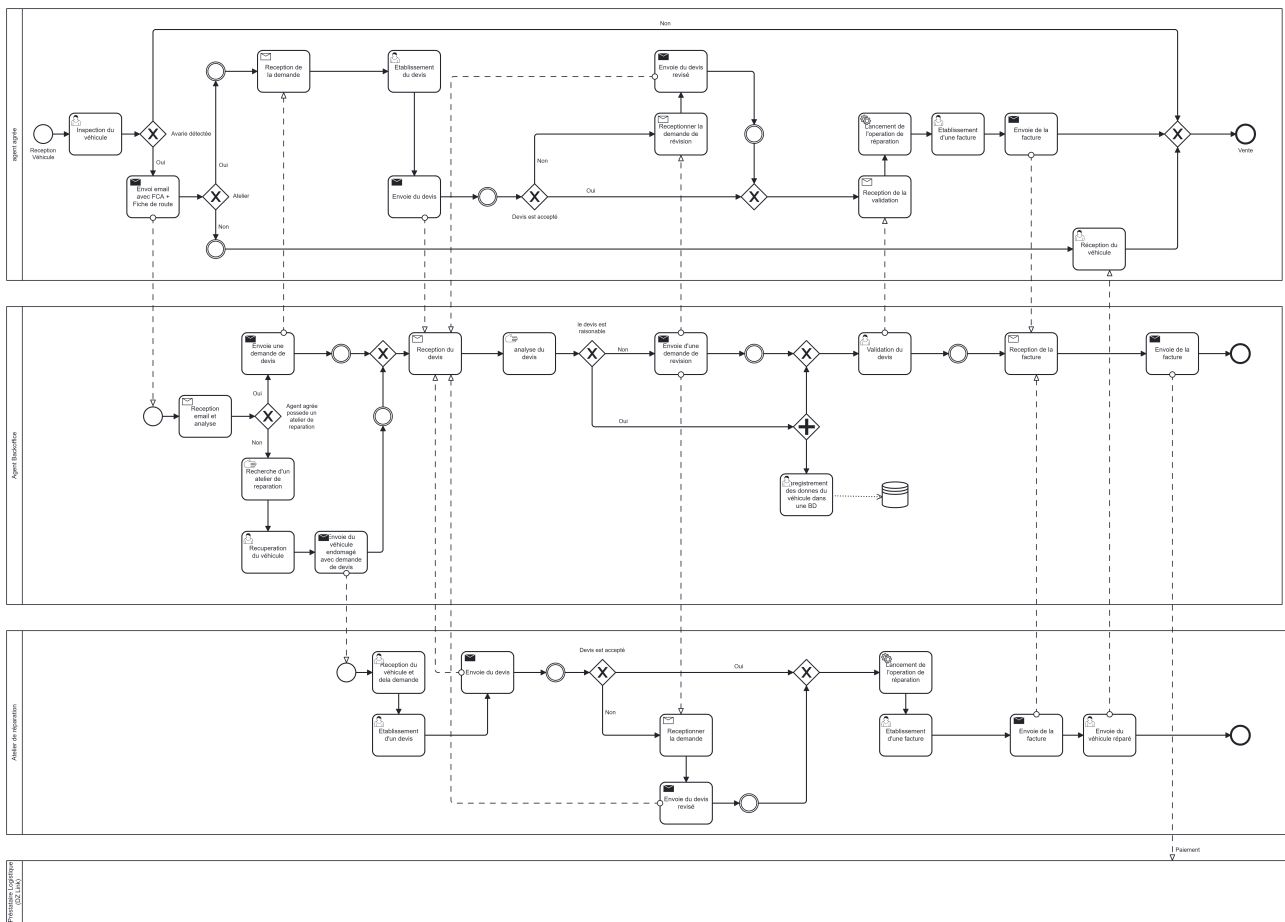


FIGURE 4.29 – Modélisation BPMN du traitement d'une avarie détectée lors du transport

Ce diagramme représente le flux métier déclenché lorsqu'un dommage est détecté à la réception du véhicule chez un agent agréé. Il détaille les interactions entre les différents acteurs (Agent Agréé, Backoffice, Atelier) et les étapes clés de validation.

Une étape critique identifiée dans ce processus concerne l'analyse manuelle des devis par l'Agent backoffice logistique, actuellement effectuée sans assistance numérique.

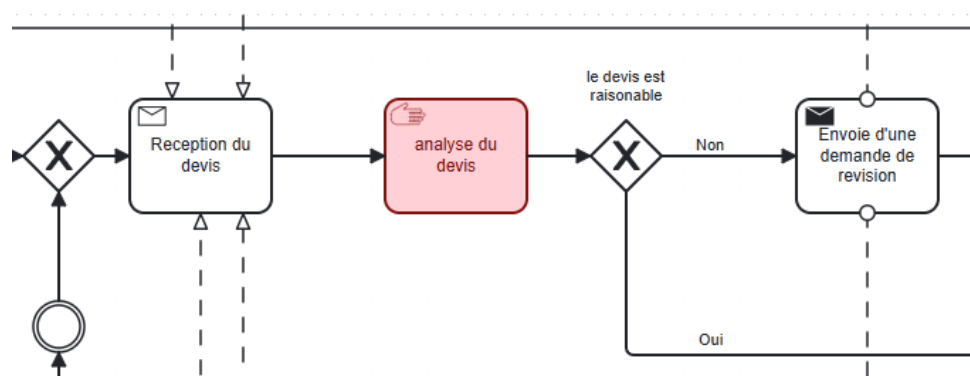


FIGURE 4.30 – Focalisation sur la tâche manuelle de validation du devis (Agent Backoffice)

Cette tâche, mise en évidence en rouge, constitue aujourd'hui un goulot d'étranglement opérationnel. Son automatiser à travers une estimation prédictive permettrait de standardiser la prise de décision et de réduire les délais de traitement.

Pour pouvoir analyser le devis l'agent backoffice utilise le dossier qui accompagne le mail envoyer par l'agent agréé. Ce dernier comprend notamment une fiche de constat (FCA), une

écarts sont visualisables grâce à un diagramme de type boîte à moustaches croisant l'agent et le type d'opération.

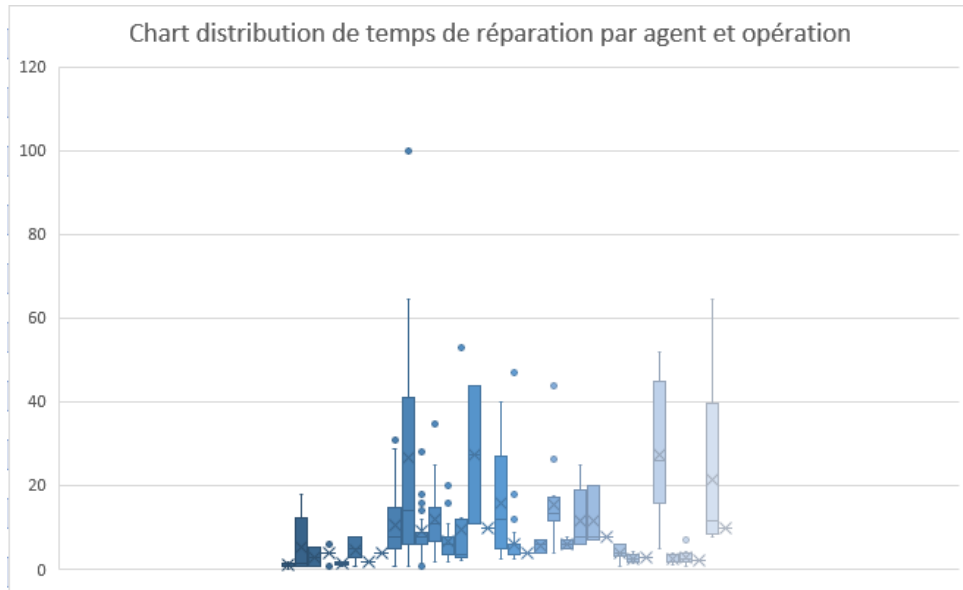


FIGURE 4.32 – Dispersion des durées de réparation par agent et type d'opération

Ce type de représentation permet de visualiser à la fois la médiane, la dispersion et les valeurs atypiques, souvent révélatrices de comportements particuliers (manque de compétence, surfacturation ou surévaluation volontaire).

La même approche a été déclinée sur d'autres croisements jugés pertinents du point de vue métier. Ainsi, l'analyse croisée entre agent et emplacement du dommage (pare-choc, portière, coffre...) montre que certains agents annoncent des durées anormalement longues pour des réparations simples, alors que d'autres affichent une grande constance, quelles que soient les zones du véhicule concernées. Cela suggère que la compétence technique ou l'équipement disponible joue un rôle central dans la fiabilité du devis, mais aussi que certains agents pourraient profiter d'un manque de référentiel pour gonfler les durées annoncées.

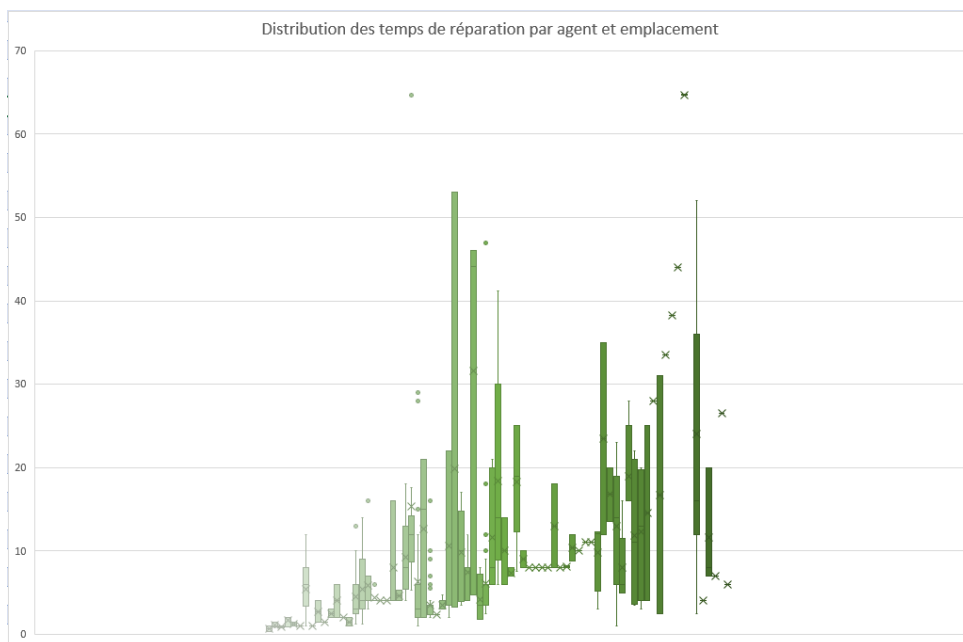


FIGURE 4.33 – Variabilité des temps de réparation selon l'emplacement du dommage et l'agent agréé

Cette même logique a été appliquée en croisant les agents avec le type d'avarie : éraflure, fissure, enfoncement, cassure, etc. Là encore, les boîtes à moustaches révèlent des disparités notables dans le traitement d'avaries a priori similaires. Par exemple, une éraflure peut nécessiter entre 1,5 et 6 heures selon les cas. Ces différences peuvent certes s'expliquer par la localisation précise du dommage ou par les matériaux impliqués, mais leur récurrence et leur ampleur indiquent la nécessité d'un outil de standardisation et d'aide à la décision.

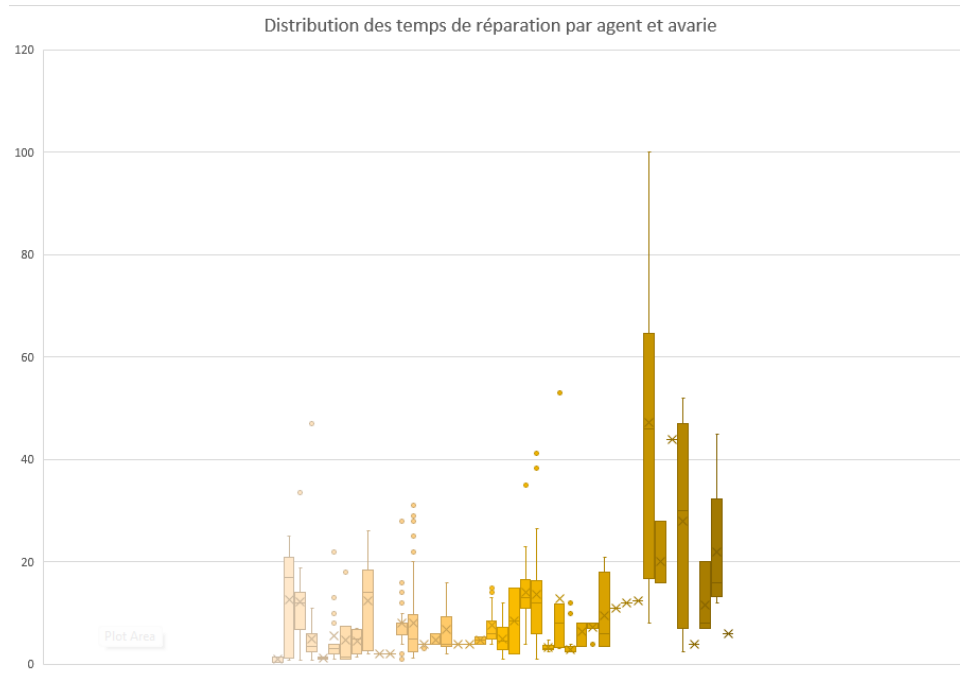


FIGURE 4.34 – Temps de réparation par type d'avarie et agent agréé

Enfin, le croisement des durées par agent et par modèle de véhicule a permis de détecter une tendance selon laquelle certains agents surévaluent les durées de réparation sur des modèles spécifiques, souvent les plus récents.

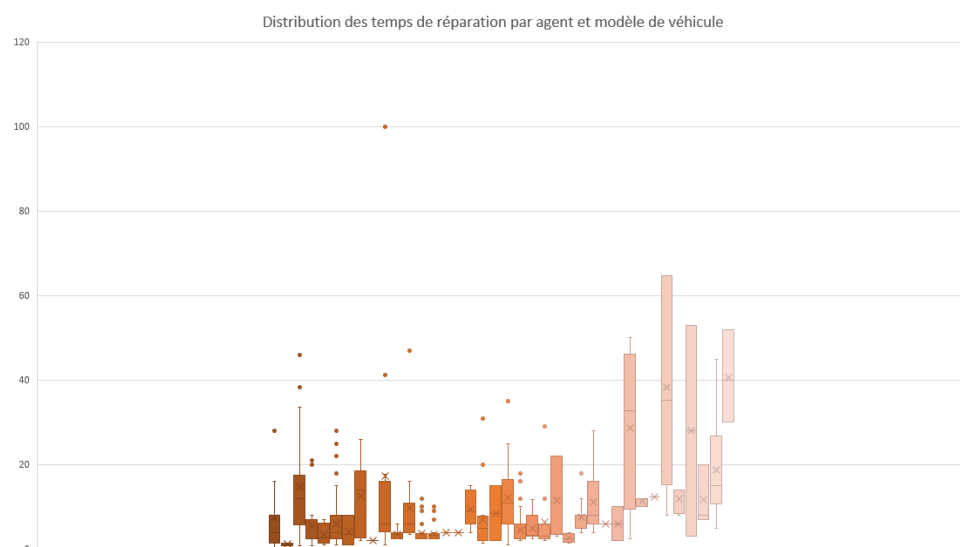


FIGURE 4.35 – Dispersion des durées de réparation par agent et modèle de véhicule

Cela pourrait traduire un manque de formation ou d'habitude sur ces modèles, ou simplement une marge d'incertitude intégrée volontairement au devis. Ce type d'observation appuie

encore davantage la nécessité de modéliser les temps de réparation en tenant compte du modèle de véhicule comme variable explicative.

Cette forte dispersion est synthétisée dans la Figure 4.8 – Variabilité des durées de réparation par agent agréé, sous forme de boîte à moustaches. Chaque boîte représente l'intervalle interquartile des temps annoncés par agent pour l'ensemble des interventions. On y observe des médianes très différentes, des étendues parfois extrêmes, et des cas atypiques pouvant atteindre des durées incohérentes, supérieures à 100 heures. Ce constat vient renforcer l'idée d'un manque d'harmonisation entre prestataires et la nécessité d'un outil d'aide à l'estimation automatique.

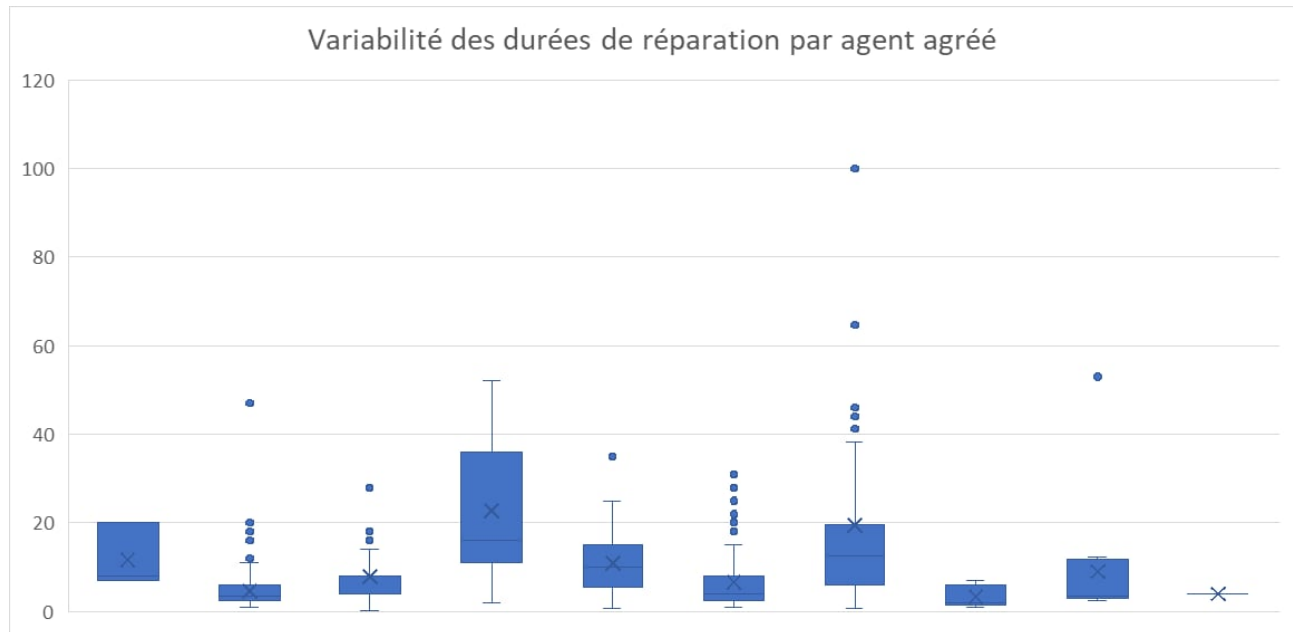


FIGURE 4.36 – Variabilité des durées de réparation par agent agréé (en heures)

Cette dispersion marquée, observable dans toutes les configurations étudiées, reflète une hétérogénéité importante entre les agents de réparation. Dans un contexte opérationnel où chaque devis doit être vérifié, analysé et comparé rapidement, cette variabilité pose un vrai problème de pilotage. Le backoffice, en charge de valider ou refuser les propositions tarifaires, se retrouve à devoir estimer « à la main » des temps de réparation très volatils, parfois sans référentiel clair. L'analyse met donc en évidence un besoin critique de fiabilisation du processus d'estimation.

À l'issue de cette analyse métier, il apparaît clairement que la mise en place d'un modèle prédictif s'appuyant sur les données historiques est non seulement possible, mais indispensable. L'outil attendu doit permettre de prédire automatiquement une fourchette réaliste de temps de réparation, en tenant compte des variables disponibles telles que le modèle de véhicule, l'organe concerné, l'opération réalisée et le type d'avarie. Cette prédiction doit être intégrée dans une solution simple à exploiter par les équipes backoffice, afin de :

- Comparer objectivement les devis soumis par les agents
- Détecter les écarts ou anomalies tarifaires
- Aider à la décision : réparer ou remplacer, selon le coût estimé

En plus de cet objectif central, le projet prévoit la génération automatique du coût estimé de réparation, incluant le tarif horaire et le coût des pièces, et une aide intégrée au choix optimal de réparation. Il s'agit donc à la fois d'un projet de data science appliquée et d'un outil décisionnel pour la logistique et la gestion financière.

Section 2 : Caractérisation du jeu de données et compréhension des variables

Cette phase vise à analyser la qualité, la structure et la distribution des données collectées afin de garantir leur exploitabilité dans un cadre prédictif. Elle constitue une étape critique, car elle permet de vérifier la robustesse de la base de données et d'identifier les variables les plus pertinentes pour la modélisation du temps de réparation. Les données proviennent à l'origine de 1105 factures papier, collectées manuellement dans les ateliers agréés partenaires de Stellantis Algérie. Un premier nettoyage a permis d'éliminer les doublons, les entrées invalides et les erreurs de saisie, pour aboutir à 895 lignes valides. Chaque enregistrement correspond à une opération de réparation unique, caractérisée par les attributs suivants : modèle du véhicule, organe endommagé, type d'avarie, type d'opération réalisée, nom de l'agent agréé, et temps réel de réparation (en heures). À l'issue de la phase de structuration, la base compte plus de 120 combinaisons uniques de situations. Pour évaluer la qualité de cette base, plusieurs indicateurs ont été analysés. Aucune valeur manquante n'a été relevée sur les colonnes critiques. Le format numérique de la variable cible a été corrigé et normalisé. En tout, environ 19 % des lignes initiales ont été supprimées lors du nettoyage brut. Afin d'analyser l'effet des variables sur le temps de réparation, un modèle de régression linéaire a été construit. Les variables explicatives, étant catégorielles, ont été transformées par encodage one-hot pour permettre leur intégration dans le modèle. L'objectif était de vérifier si les conditions d'application d'un test ANOVA étaient respectées, en particulier l'hypothèse de normalité des résidus. À cet effet, un test de Jarque-Bera a été réalisé sur les résidus du modèle.

Hypothèses du test :

- H_0 : les résidus suivent une loi normale.
- H_1 : les résidus ne suivent pas une loi normale.

Le test a retourné une valeur p significativement inférieure à 0,05, conduisant au rejet de l'hypothèse nulle. Ainsi, la normalité des résidus n'étant pas vérifiée, les conditions nécessaires à l'application d'un test ANOVA classique ne sont pas réunies.

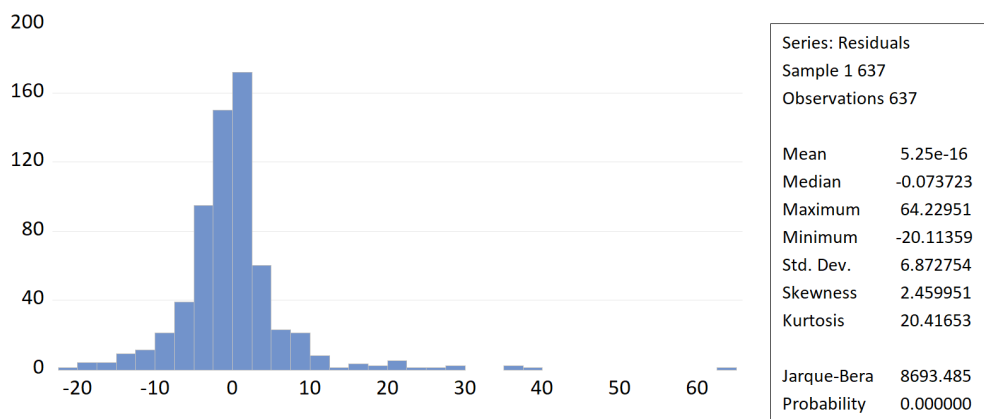


FIGURE 4.37 – Histogramme et test de normalité Jarque-Bera sur les résidus

Le diagramme met en évidence une distribution fortement asymétrique des résidus, avec une queue étendue vers la droite. On observe également une concentration importante autour de zéro, suivie de valeurs extrêmes, ce qui traduit une distribution non normale. Cette visualisation soutient le rejet de l'hypothèse de normalité.

Étant donné que la condition de normalité n'est pas respectée, l'utilisation d'un test paramétrique de type ANOVA n'est pas appropriée. Dans ce contexte, le test de Kruskal-Wallis

constitue une alternative non paramétrique pertinente. Il permet de comparer les distributions d'une variable quantitative continue (comme le temps de réparation) entre plusieurs groupes définis par une variable catégorielle, sans exiger que les distributions soient normales ni que les variances soient homogènes. Ce test s'appuie sur le classement (rang) des valeurs, ce qui le rend plus robuste aux asymétries ou à la présence de valeurs extrêmes. Toutefois, avant son application, il est nécessaire de vérifier que les conditions méthodologiques requises sont bien réunies. Le tableau suivant présente ces conditions ainsi que leur état de conformité dans le cadre de notre étude.

TABLE 4.15 – Conditions et implications du test Kruskal-Wallis

Condition	Ce qu'elle implique	État dans notre étude	Justification
1. Variable dépendante quantitative continue	La variable analysée doit être mesurable sur une échelle continue ou ordinaire.	Condition remplie	La variable étudiée est le temps de réparation , mesuré en heures. Il s'agit d'une variable quantitative continue, conforme aux exigences du test.
2. Variable indépendante catégorielle	La variable explicative doit être qualitative, avec au moins deux modalités.	Condition remplie	La base contient plusieurs variables catégorielles pouvant servir de facteur de regroupement : agent (10) , modèle de véhicule (6) , type d'avarie (7) , organe (12) , opération (4) .
3. Indépendance des observations	Chaque observation doit être indépendante : un même individu (véhicule) ne doit pas être représenté plusieurs fois.	Condition remplie	Une vérification a été effectuée : aucun identifiant de véhicule ne se répète , chaque opération de réparation est considérée comme unique dans la base.
4. Distributions de forme similaire (recommandée)	Bien que non obligatoire, il est recommandé que les distributions des groupes aient une forme comparable pour permettre une interprétation correcte des médianes.	Recommandation respectée	Une visualisation par box-plots du temps de réparation par groupe montre des distributions globalement asymétriques mais similaires , ce qui permet une comparaison pertinente.

Ci-dessous sont présentés les diagrammes en boîte utilisés pour visualiser la distribution du temps de réparation selon les principales variables explicatives. Ces graphiques permettent d'appuyer visuellement les constats précédents et servent de support à l'analyse comparative menée dans la suite de l'étude.

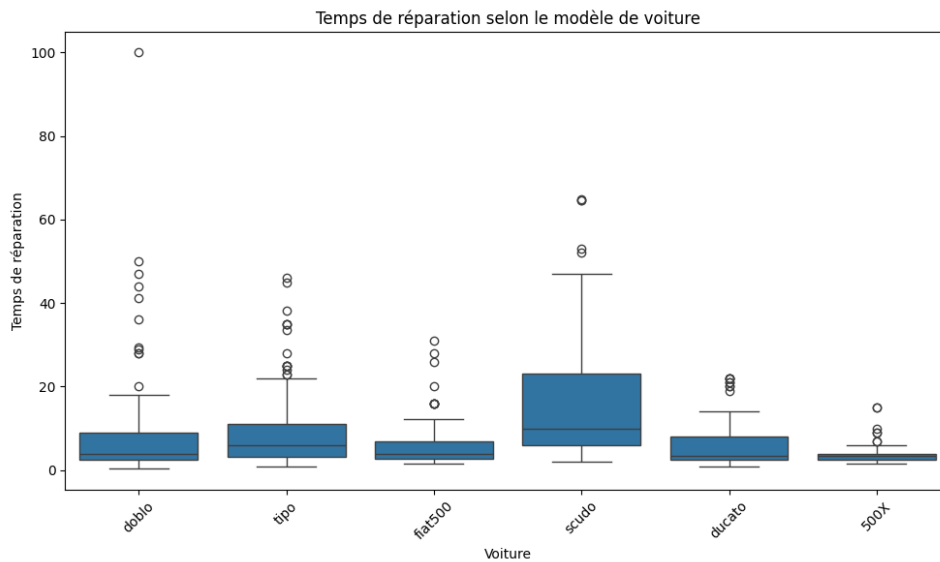


FIGURE 4.38 – Boxplot du temps de réparation selon le modèle de véhicule

Les véhicules de type Scudo et Tipo présentent une dispersion plus importante, avec plusieurs cas extrêmes.

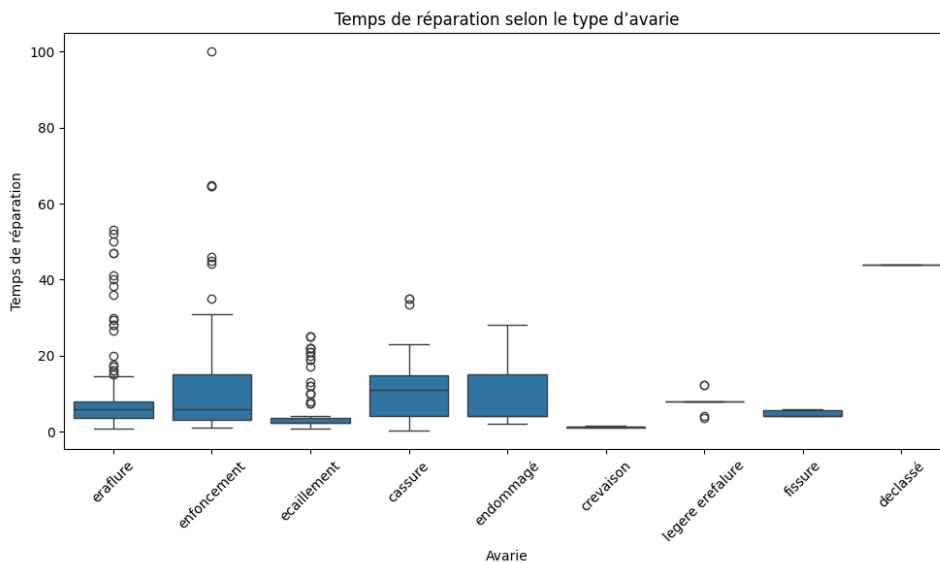


FIGURE 4.39 – Boxplot du temps de réparation selon le type d'avarie

Les enfoncements, cassure et endommagé sont associés à des temps de réparation plus élevés et plus variables que les éraflures ou fissures.

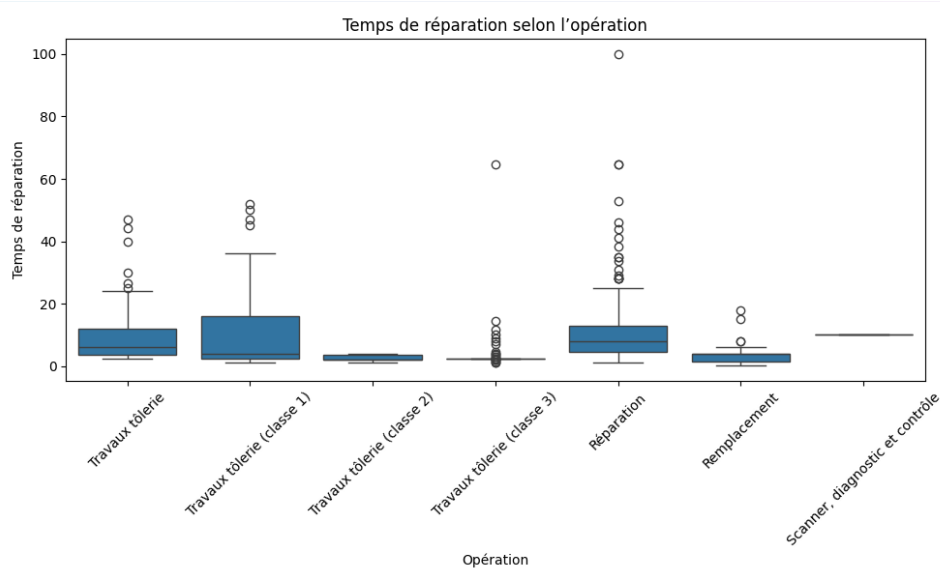


FIGURE 4.40 – Boxplot du temps de réparation selon le type d'opération

Les opérations de réparation sont plus longues que les diagnostics ou remplacements simples.

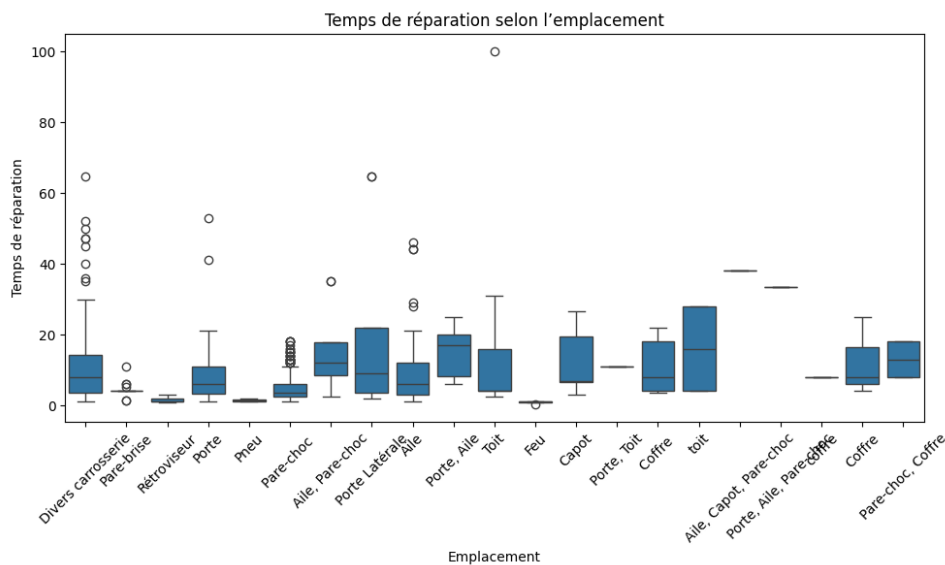


FIGURE 4.41 – Boxplot du temps de réparation selon l'emplacement endommagé

Les pare-chocs et portières présentent des intervalles de réparation plus étendus que les organes plus internes ou accessoires.

Étant donné que les conditions d'application du test de Kruskal–Wallis sont satisfaites, ce dernier peut désormais être mis en œuvre dans le but de déterminer si le temps de réparation dépend significativement des variables explicatives considérées. Le test permettra ainsi d'évaluer s'il existe des différences statistiquement significatives entre les distributions des temps de réparation selon les modalités de chaque variable catégorielle. Les hypothèses suivantes ont été formulées pour les quatre variables explicatives :

1. Modèle de véhicule

- H_0 : Le temps médian de réparation est identique pour tous les modèles.
- H_1 : Au moins un modèle présente une différence significative.

2. Type d'avarie

- H_0 : Les temps sont similaires quel que soit le type d'avarie.
- H_1 : Le type d'avarie influence significativement la durée.

3. Type d'opération

- H_0 : L'opération n'a pas d'effet sur la durée.
- H_1 : L'opération affecte significativement la durée.

4. Organe concerné (emplacement)

- H_0 : Aucune différence significative entre les organes
- H_1 : Au moins un organe impacte le temps de réparation.

Pour chacune de ces dimensions, les résultats ont été sans équivoque : $p\text{-value} = 0.0000$, ce qui indique l'existence de différences significatives entre les groupes, et donc un impact réel de ces variables sur le temps de réparation.

Ces résultats sont synthétisés dans le tableau ci-dessous :

TABLE 4.16 – Kruskal-Wallis Test Results for Various Independent Variables

Variable indépendante	Statistique Kruskal-Wallis	p-value	Conclusion
Type d'avarie	111.243	0.0000	Rejet de H_0 : Effet significatif
Type d'opération	271.179	0.0000	Rejet de H_0 : Effet significatif
Organe endommagé	175.374	0.0000	Rejet de H_0 : Effet significatif
Modèle du véhicule	53.284	0.0000	Rejet de H_0 : Effet significatif

```

? Temps de réparation selon le modèle de voiture
Statistique de Kruskal-Wallis : 53.284
p-value : 0.0000
> H0 rejetée : différence significative détectée.

? Temps de réparation selon le type d'avarie
Statistique de Kruskal-Wallis : 111.243
p-value : 0.0000
> H0 rejetée : différence significative détectée.

? Temps de réparation selon l'opération réalisée
Statistique de Kruskal-Wallis : 271.179
p-value : 0.0000
> H0 rejetée : différence significative détectée.

? Temps de réparation selon l'emplacement
Statistique de Kruskal-Wallis : 175.374
p-value : 0.0000
> H0 rejetée : différence significative détectée.

```

FIGURE 4.42 – Capture d'écran des résultats Kruskal-Wallis (Python)

Affiche les statistiques, p-valeurs et interprétations imprimées depuis le script Python, confirmant la significativité de chaque variable.

Une analyse statistique complémentaire a permis de mesurer l'importance relative de chaque variable sur la cible. en utilisant la formule adaptée au test de Kruskal-Wallis pour calculer l'indice d'effet estimé :

$$\eta^2 = \frac{H - k + 1}{n - k} \quad (4.15)$$

Avec :

- $n = 638$ (nombre total d'observations)

Nombre de modalités estimées pour chaque variable :

- **Type d'avarie** : $k=7$

- **Type d'opération** : $k=4$

- **Organe endommagé** : $k=12$

- **Modèle du véhicule** : $k=6$

les résultats suivants ont été obtenus :

TABLE 4.17 – Résultat du calcul de l'importance relative

Variable	Statistique H	Modalités (k)	Pseudo- η^2	Interprétation
Type d'avarie	111.243	7	0.167	Effet modéré à fort
Type d'opération	271.179	4	0.423	Effet très fort
Organe endommagé	175.374	12	0.263	Effet fort
Modèle du véhicule	53.284	6	0.076	Effet modéré

Ces indicateurs confirment que le type d'avarie est la variable la plus influente, suivie de près par le type d'opération. Ce classement a été déterminant dans le choix des variables à inclure dans les modèles prédictifs ultérieurs. En résumé, malgré une origine non numérique et une structuration initialement hétérogène, la base de données collectée s'est révélée suffisamment propre, enrichie et exploitable pour nourrir une approche de modélisation fiable. L'absence de normalité a été compensée par des tests non paramétriques robustes, et les premières visualisations suggèrent une forte pertinence métier dans la relation entre les caractéristiques d'une avarie et la durée de réparation. La transition vers une phase de modélisation basée sur des intervalles de prédiction se justifie pleinement à ce stade.

Section 3 : Préparation des données pour la modélisation prédictive

La phase de préparation des données constitue un socle fondamental dans tout projet de data science. Elle permet de passer d'une information brute et souvent incohérente à un jeu structuré, fiable et exploitable pour les modèles d'apprentissage automatique. Dans notre cas, cette étape a été particulièrement complexe, car les données initiales n'étaient ni centralisées ni digitalisées.

Le traitement a donc été mené selon une approche rigoureuse en cinq étapes complémentaires :

1. collecte manuelle,
2. enrichissement croisé,
3. nettoyage statistique,
4. transformation algorithmique,
5. et intégration métier.

4.3.1 Structuration initiale des données issues de la saisie manuelle

Les données exploitées proviennent de 1105 factures papier, issues des réparations réalisées chez les agents agréés de Stellantis Algérie. Chaque facture représente une ou plusieurs interventions sur un véhicule, avec une indication manuelle du temps de réparation estimé par l'agent.

Une saisie manuelle minutieuse a été effectuée dans Excel, à l'aide de menus déroulants pour garantir la cohérence sur trois champs sensibles :

- le modèle du véhicule (ex. Tipo, Ducato, etc.),
- l'organe concerné (ex. pare-choc, aile, portière),
- l'opération réalisée (ex. remplacement, Réparation).

Exemple ligne type : Agent : A – Modèle : Tipo – Organe : Pare-choc arrière – Opération : Réparation – Temps : 13,5 h – Avarie : Éraflure

Au terme de cette phase, 1105 lignes ont été saisies correctement.

Agent	Voiture	Emplacement	Opération	Temps de réparation
AGS AUTOMOBILE	doblo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	8
AGS AUTOMOBILE	doblo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	7
EURL GUICHENITI	tipo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	9
SAIDA AUTOMOBILE	tipo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	5
SAIDA AUTOMOBILE	fiat500	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	6
SARL AUTO UNION	tipo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	7
SARL AUTO UNION	tipo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	24
AGS AUTOMOBILE	doblo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	20
SARL TALHA AUTO EUCALYPTUS	tipo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	6
SARL TALHA AUTO EUCALYPTUS	tipo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	6
EURL GUICHENITI	scudo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	6
EURL GUICHENITI	tipo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	3.5
EURL GUICHENITI	doblo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	9
EURL GUICHENITI	tipo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	3.5
EURL GUICHENITI	tipo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	3.5
EURL GUICHENITI	tipo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	3.5
EURL GUICHENITI	tipo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	3.5
EURL GUICHENITI	tipo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	3.5
EURL GUICHENITI	doblo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	6
EURL GUICHENITI	tipo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	12
EURL GUICHENITI	doblo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	18
EURL GUICHENITI	scudo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	6
EURL GUICHENITI	ducat	Divers carrosserie	Travaux tôlerie	6
SARL AUTO UNION	tipo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie (classe 1)	5
SARL AUTO UNION	doblo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie (classe 1)	9
SARL AUTO UNION	tipo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie (classe 1)	35
SARL AUTO UNION	tipo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie (classe 1)	45
SARL AUTO UNION	tipo	Divers carrosserie	Travaux tôlerie (classe 1)	16

FIGURE 4.43 – Table de données initiale

4.3.2 Enrichissement via appariement flou et nettoyage des données

Une seconde base de données Excel, issue du service qualité, décrivait avec plus de précision la typologie des avaries (éraflure, fissure, cassure, enfoncement, etc.). Toutefois, cette base n'était pas directement connectable à celle des factures : aucun identifiant commun (type ID, VIN, etc.) n'était disponible.

Pour relier ces deux sources, nous avons utilisé une méthode de fuzzy matching en Python, à partir de la similarité textuelle entre les colonnes Agent et Modèle. À l'aide de la bibliothèque

fuzzywuzzy, nous avons comparé toutes les lignes des deux fichiers, ligne par ligne, et retenu uniquement les associations dont le score dépassait 60/100. Ce seuil a été fixé empiriquement après plusieurs itérations, afin de garantir des correspondances fiables sans sur-couplage.

Exemple : Ligne 1 : Agent : A, Modèle : Tipo Ligne 2 : Agent : A, Modèle : Fiat Tipo → Score fuzzy = 45 (/60) → Match accepté.

Une fois l'enrichissement terminé, un nettoyage rigoureux a été appliqué :

- Les résultats avec un score égal ou supérieur à 40/60 ont été retenus.
- Conversion des virgules en points pour le champ « Temps de réparation »
- Standardisation des noms de colonnes via expressions régulières
- Conversion explicite en format numérique
- Suppression automatique des doublons et des colonnes redondantes
- Élimination des lignes inexploitable (ex. : temps manquant)

Cette méthode a permis de fusionner automatiquement les deux bases et d'ajouter une variable clé : le type d'avarie.

À l'issue de cette opération, 637 lignes enrichies ont pu être validées.

Agent	Voiture	Emplacement	Opération	Temps de réparation	Avarie	Score2
SARL MEDIUM AUTO	ducato	Aile	Travaux tôlerie (classe 1)	5	Eraflure	40
SARL MEDIUM AUTO	ducato	Aile	Travaux tôlerie (classe 1)	7	Eraflure	40
SARL MEDIUM AUTO	ducato	Aile	Travaux tôlerie (classe 1)	7	Eraflure	40
SARL MEDIUM AUTO	ducato	Aile	Travaux tôlerie (classe 1)	7	Eraflure	40
SARL MEDIUM AUTO	ducato	Aile	Travaux tôlerie (classe 1)	7	Eraflure	40
SARL TALHA AUTO EUCALYPTUS	scudo	Porte Latérale	Travaux tôlerie (classe 1)	8	Eraflure	40
ACADEMIE AUTO PLUS	ducato	Feu	Remplacement	1	Manque	40
SAIDA AUTOMOBILE	500X	Porte	Réparation	6	Manque	40
SARL SADAREP	scudo	Aile	Réparation	7	Eraflure	40
SARL MEDIUM AUTO	ducato	Aile	Réparation	16	ENFONCEMENT	40
SARL MEDIUM AUTO	500X	Capot	Travaux tôlerie (classe 2)	4	Ecaillage	40
SARL MEDIUM AUTO	ducato	Aile	Réparation	15	ENFONCEMENT	40
SARL MEDIUM AUTO	ducato	Aile	Travaux tôlerie (classe 3)	2.5	Ecaillage	40
SARL TALHA AUTO EUCALYPTUS	tipo	Coffre	Réparation	8	Eraflure	40
SARL TALHA AUTO EUCALYPTUS	tipo	Coffre	Réparation	9	Eraflure	40
SARL TALHA AUTO EUCALYPTUS	doblo	Porte	Réparation	9.8	Eraflure	40
SARL TALHA AUTO EUCALYPTUS	doblo	Porte	Réparation	9.8	Eraflure	40
EURL GUICHENITI	scudo	Pare-choc AV	Travaux tôlerie (classe 3)	2.4	ERAFLURE	40
EURL GUICHENITI	scudo	Pare-choc AV	Travaux tôlerie (classe 3)	2.4	ERAFLURE	40

FIGURE 4.44 – Appariement flou basé sur agent et modèle de véhicule

Le script évalue automatiquement le meilleur couplage entre les deux sources sur la base d'un ratio de similarité textuelle.

4.3.3 Finalisation des traitements préalables à la modélisation

L'analyse du champ cible (temps de réparation) a révélé la présence de valeurs extrêmes, certaines interventions atteignant jusqu'à 29 heures. Plutôt que de les supprimer, nous avons choisi de les conserver, car elles reflètent des réalités métiers importantes : réparations lourdes, erreurs de facturation ou situations complexes. Néanmoins, pour atténuer leur impact sur les modèles sensibles aux outliers, comme les réseaux de neurones, une transformation logarithmique a été appliquée sous la forme $\log(\text{Temps} + 1)$, assurant une réduction de la variance sans altération des ordres de grandeur.

En parallèle, des transformations algorithmiques ciblées ont été mises en place pour adapter les données aux exigences des modèles de machine learning. Toutes les variables catégorielles (Voiture, Organe, Opération, Avarie, Agent) ont été encodées en One-Hot, générant 46 variables binaires supplémentaires. La variable cible a quant à elle été standardisée via StandardScaler pour les modèles linéaires et de type gradient boosting. Pour les réseaux neuronaux, une version log-standardisée a été privilégiée, ces modèles étant particulièrement sensibles à la plage des valeurs numériques.

Enfin, contrairement à certaines pratiques en modélisation avancée, nous avons fait le choix de ne pas générer de données artificielles (via TVAE, GAN, ou simulations type AnyLogic). Cette décision repose sur plusieurs éléments : la taille initiale du jeu de données (près de 700 lignes) était jugée suffisante, la diversité combinatoire entre les différentes dimensions (plus de 120 cas uniques) assurait une bonne couverture, et surtout, l'enrichissement par appariement flou a permis d'ajouter de l'information sans introduire de biais artificiels. Cette stratégie prudente nous a permis de bâtir un jeu de données à la fois fidèle à la réalité métier et adapté à la modélisation prédictive.

Et donc la phase de préparation a permis de transformer des documents physiques hétérogènes en une base de données propre, enrichie, analysée et modélisable. Ce socle robuste garantit la fiabilité des prédictions futures et l'adaptabilité du modèle aux réalités métier. Il constitue un élément fondamental de la réussite de la modélisation prédictive envisagée dans les sections suivantes.

Section 4 : Construction et évaluation des modèles prédictifs

L'objectif de cette phase est de développer un modèle prédictif fiable capable d'estimer une plage réaliste du temps de réparation des avaries constatées sur les véhicules pris en charge par les agents agréés de Stellantis Algérie. Conformément à la méthodologie CRISP-DM, plusieurs modèles ont été explorés. L'architecture retenue repose sur des réseaux de neurones profonds, spécifiquement entraînés pour produire des quantiles conditionnels, permettant ainsi de générer des intervalles de prédiction robustes et interprétables.

4.4.1 Sélection des modèles candidats

Quatre familles de modèles ont été comparées afin de tester différentes approches d'estimation de la distribution des temps de réparation. Chacun d'eux présente des caractéristiques spécifiques en matière de flexibilité, d'interprétabilité et de robustesse :

TABLE 4.18 – Modèles explorés pour la prédiction du temps de réparation

Modèle	Type	Particularités techniques
Régression linéaire	Modèle linéaire simple	Baseline explicative, ne permet pas l'estimation d'intervalle
Random Forest Quantile	Modèle ensembliste	Quantiles obtenus par distribution des feuilles d'arbre
LightGBM Quantile	Boosting	Optimisation directe d'une fonction de perte asymétrique
ANN Quantile (MLP)	Réseau neuronal	Sortie multi-quantile, régularisation, early stopping

l'issue des premiers tests, le modèle ANN quantile (Multi-Layer Perceptron) s'est révélé être le plus performant. Il présente l'avantage de produire directement plusieurs quantiles conditionnels, adaptés aux distributions asymétriques comme celles observées dans les temps de réparation.

Architecture du modèle retenu :

- 3 couches cachées ($128 \rightarrow 64 \rightarrow 32$ neurones)
- Activation : ReLU
- Sortie : 7 neurones correspondant aux quantiles suivants :
 $q=[0.05, 0.10, 0.25, 0.50, 0.75, 0.90, 0.95]$
- Régularisation : Dropout 30 % entre chaque couche
- Optimiseur : Adam (Adaptive Moment Estimation)
- Fonction de perte : Pinball Loss (asymétrique, adaptée à chaque quantile)

$$\text{- Poids } L2 \text{ (weight decay)} = 10^{-5} \quad (4.16)$$

- Early stopping activé (patience = 20 epochs)

Le modèle a été entraîné sur 60 % des données, validé sur 20 %, et testé sur les 20 % restants. La variable cible a été transformée via :

$$\log [x] \quad (4.17)$$

puis standardisée avant l'entraînement, puis réinversée via

$$\exp [x] \quad (4.18)$$

à la prédiction.

Le modèle a convergé au bout de 51 epochs, déclenchant automatiquement le mécanisme d'early stopping.

4.4.2 Évaluation globale du modèle ANN quantile

Les indicateurs suivants permettent d'évaluer les performances du modèle de prédiction du temps de réparation. Ils donnent un aperçu de la précision globale et de la qualité des estimations produites :

TABLE 4.19 – Performances globales du modèle retenu

Métrique	Valeur
Couverture 90% (q5-q95)	89.8%
Largeur normalisée 90% :	0.151
Couverture 50% (q25-q75)	60.2%
Largeur normalisée 50% :	0.049
Pinball Loss moyenne	1.2574

Ensuite nous évaluons les intervalles générés (Exemple : Voiture : Tipo , Emplacement : Par Choc Avant , Operation : Réparation , Avarie : Eraflure) :

TABLE 4.20 – Évaluation des intervalles prédictifs

Intervalle	Couverture (%)	Largeur moyenne (normalisée)
[q5 - q95]	89.8	0.151
[q25 - q75]	60.2	0.049

Afin de sélectionner l'intervalle optimal, nous avons évalué les différentes combinaisons de quantiles sur la base d'un score composite. Ce score vise à équilibrer deux critères essentiels :

- La couverture, c'est-à-dire la proportion d'observations réelles contenues dans l'intervalle prédictif (par exemple, 89.8% pour l'intervalle [q5-q95]) ;
- La largeur moyenne de l'intervalle, exprimée en heures.

Le score est calculé selon la formule suivante :

$$\text{Score} = \text{Couverture} - \lambda \left(\frac{\text{largeur maximale observée}}{\text{largeur}} \right) \quad (4.19)$$

où $\lambda=0,15$ est un coefficient de pénalisation. L'utilisation de la largeur maximale observée permet de normaliser les largeurs afin de les rendre comparables à la couverture (toutes deux entre 0 et 1).

En complément, une fonction de pénalisation stricte est appliquée : tout intervalle dont la largeur dépasse un seuil de 10 heures est automatiquement exclu de la sélection (pénalité infinie).

Cette approche garantit que l'intervalle choisi combine une bonne couverture tout en restant opérationnellement exploitable (c'est-à-dire pas trop large). À l'issue de cette évaluation, l'intervalle [q5-q75] a obtenu le meilleur compromis avec un score composite de 0.7339, pour une couverture de 80.47% et une largeur moyenne de 7.04 heures, inférieure au seuil critique de 10 heures (voir tableau ci dessous).

TABLE 4.21 – Intervalle optimal sélectionné automatiquement

Intervalle optimal	Couverture (%)	Largeur moyenne	Score composite
[q5 - q75]	80.47	7.04 h	0.7339

Afin de déterminer le coefficient de pénalisation λ dans le calcul du score composite, nous avons procédé à une recherche automatique en testant plusieurs valeurs comprises entre 0.01 et 0.5. Pour chaque valeur, le score composite combinant la couverture de l'intervalle et sa largeur normalisée a été évalué. La valeur $\lambda = 0,15$ a été retenue, car elle offrait le meilleur compromis entre une bonne couverture des observations et une largeur d'intervalle inférieure au seuil de 10 heures.

4.4.3 Analyse comparative des performances des modèles testés

Le tableau suivant compare les principaux résultats obtenus selon différentes métriques d'erreur et de qualité d'estimation des intervalles prédictifs.

TABLE 4.22 – Comparaison des modèles testés

Modèle	SC	LIM	Couverture	Pinball Loss
Régression linéaire	-	35.38h	95.31%	-
Random Forest (Quantile)	0.5531	9.11h	70.31%	1.3512
LightGBM Quantile	0.6234	7.33h	77.34%	1.2028
ANN Quantile (retenu)	0.7339	7.04h	80.47%	1.2574

Le modèle basé sur un réseau de neurones multi-quantile s’est imposé comme la solution la plus robuste. Il présente une capacité remarquable à prédire des plages de temps réalistes, plutôt qu’une estimation ponctuelle, ce qui est bien mieux adapté à la variabilité naturelle des réparations automobiles. Sa capacité à produire une distribution conditionnelle détaillée, combinée à des performances équilibrées (couverture, largeur, stabilité), en fait un véritable outil décisionnel, à la fois statistiquement fiable et opérationnellement pertinent.

Section 5 : Déploiement opérationnel de la solution prédictive

La dernière étape de ce projet vise à transformer le modèle prédictif en un outil opérationnel utilisable au quotidien par les équipes du backoffice logistique. Ce déploiement est essentiel pour garantir un réel impact métier et s’inscrit dans une logique d’amélioration continue du processus de traitement des avaries. Aujourd’hui, la décision de valider ou non un devis repose sur une analyse manuelle réalisée par l’agent du backoffice (Agent B). Cette tâche, bien qu’encadrée par des règles métiers, reste sujette à subjectivité, à des erreurs d’interprétation, et à une forte variabilité entre opérateurs. De plus, elle repose sur des documents hétérogènes (factures papier, devis non standardisés), ce qui ralentit les délais de traitement

4.5.1 Transformation du processus métier

Le principal changement apporté par le déploiement du modèle est l’automatisation partielle de cette tâche :

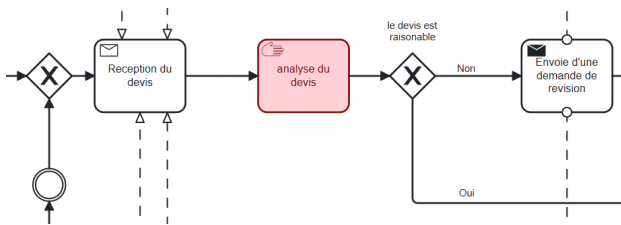


FIGURE 4.45 – Process initial du traitement d’une avarie

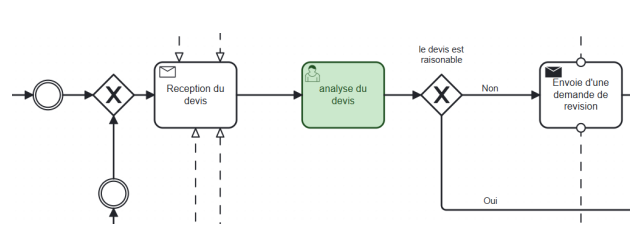


FIGURE 4.46 – Process mis à jour avec l’intégration du modèle

Ce changement est structurel : la tâche manuelle devient une interaction homme-machine, pilotée par une application interne qui permet à l’utilisateur :

- de charger les données extraites de la fiche d’avarie (modèle, organe, type d’opération, nature de l’avarie),

- de visualiser une estimation dynamique du temps de réparation, présentée sous forme d'un intervalle de confiance,
- d'obtenir une estimation du coût total via une formule paramétrée (temps $\times$ tarif horaire + coût des pièces),
- de consulter une suggestion automatisée indiquant si la réparation est économiquement plus avantageuse que le remplacement,
- de générer un devis prérempli, structuré selon le format interne standardisé, prêt à être transmis ou archivé.

Cet tâche constituera le cœur de l'intégration fonctionnelle du modèle, en assurant la liaison entre l'intelligence artificielle développée en amont et les outils opérationnels du quotidien.

4.5.2 Standardisation documentaire et déploiement technique avec automatisation centralisée

Afin de garantir l'utilisabilité concrète de la solution au sein du backoffice de Stellantis Algérie, un déploiement opérationnel du système prédictif a été mis en œuvre. Cette mise en production repose sur trois volets complémentaires : l'automatisation via Excel, la standardisation documentaire, et le suivi de performance des agents grâce aux prédictions.

Intégration du modèle via Excel automatisé (VBA)

Pour répondre aux contraintes d'accessibilité et de simplicité d'usage, le modèle quantile retenu a été encapsulé dans une solution 100 % Excel à l'aide de macros VBA (Visual Basic for Applications). Ce choix technologique permet :

Un usage sans compétences techniques particulières, accessible aux agents du backoffice,

Une automatisation complète de la chaîne de traitement : saisie des données, appel du modèle quantile, affichage des fourchettes de temps estimées, calcul du coût prévisionnel, et édition d'un devis ou d'une facture prête à l'emploi,

Une historisation automatique des cas traités, stockés ligne par ligne dans un fichier CSV ou Excel à des fins d'audit, de traçabilité et de suivi de performance.

Création d'un modèle de facture standardisé

En parallèle du déploiement technique, une refonte documentaire complète a été entreprise. Cette démarche répond à une problématique identifiée dès la phase de collecte des données : l'extrême hétérogénéité des devis et factures, qui compliquait leur traitement automatique.

Un gabarit de facture unique, clair et structuré a donc été conçu. Ce modèle :

Facilite la saisie manuelle ou semi-automatique grâce à des champs normalisés,

Permet l'intégration directe des prédictions issues du modèle (durée estimée, coût total),

Alimente automatiquement une base de données centralisée contenant toutes les interventions traitées,

Sert de support au suivi de performance des agents agréés, en comparant durée prédite, durée facturée et durée réellement observée (le cas échéant).

Sari BABA Auto
AGENT AGREE STELLANTIS EL DJAZAIR

Extra Zone Industrielle El Herrach
BABA, wilaya de Alger
18000 CAPITAL SOCIAL: 0.00
Tél.: 034 XX XX 62 / 0560 XXX 062
Fax: 034 XX XX 61
Al : 00000000000/ RC : 98 B 000000
IF : 0998000000000000
e-mail : BABAAutoS@YAHOO.FR
Site Web : WWW.BABAAuto.COM

Facture 20000XX
du 22/07/2024 - Exemple Client
Activité 002
Compte n° 37599
Client à Terme : 22/07/2024

N° Document	N° Client	Marque	VLIN	Modele	N°Immatriculation	Kilométrage	N°commande
Facture 20000XX du 22/07/2024	37599	Fiat	ZFA25000002Y47884	DUCATO 2.2 HDI	0220563 125 16	18	13

Designation	N°Pièce	Qte / T	Prix Unitaire HT	%Rem	Prix net HT	Montant
KIT PEINTURE	PE1	1.00	3500.00		3500.00	3500.00

Opération	Emplacement	Avarie	TDR	Prix Unitaire HT	%Rem	Prix Net HT	Montant
Travaux Tolerie	Porte	Eraflure	8.00	1700.00		1700.00	13600.00

RIB BANCAIRE: 005 00316 000000016008 BABA

Total HT	Montant TVA	Total TTC
17100.00	3249.00	20349.00

accueillée sur les débits suivant autorisation de l'Administration
CT 2 (19) 20 349.00
Acompte: 0.00
Net à payer (DZD)
20 349.00
La présente facture est arrêtée en TTC à la somme de : vingt mille trois cent quarante neuf Dinar et zéro Centimes

FIGURE 4.47 – Facture Standardisé

Suivi des écarts de facturation : performances des agents agréés

Afin d'exploiter les prédictions générées par le modèle quantile dans un objectif métier concret, un système d'analyse des dépassements tarifaires a été mis en place. Chaque fois que la durée facturée par un agent dépasse le quantile 95 prédictif, cela est considéré comme un dépassement significatif, potentiellement révélateur d'une surfacturation ou d'une mauvaise évaluation technique.

L'analyse globale des résultats met en évidence une surfraction totale de 682,9 heures, soit une augmentation moyenne de 13,24 % par rapport aux durées prédictives attendues. En termes financiers, cela représente environ 1 160 930 DA facturés en excès sur l'ensemble des opérations enregistrées. Afin de mieux cibler l'origine de ces dépassements, une évaluation détaillée a été conduite pour chaque agent agréé. Le tableau ci-dessous synthétise les résultats de cette évaluation :

TABLE 4.23 – Résultat analyse de la performance des agents agréés

Agent agréé	% d'opérations dépassant l'intervalle	Volume d'heures en dépassement	Volume total d'heures	Part des heures en dépassement	Poids dans les dépassements globaux
A	23 %	234.38 h	856.81 h	27 %	45 %
B	7 %	62.42 h	1002.30 h	6 %	12 %
C	1 %	62.21 h	1234.60 h	5 %	12 %
D	26 %	61.21 h	612.98 h	10 %	12 %
E	7 %	34.62 h	134.76 h	26 %	7 %
F	4 %	33.38 h	715.50 h	5 %	6 %
G	4 %	19.99 h	542.80 h	4 %	4 %
H	33 %	7.95 h	35.00 h	23 %	2 %

L'analyse des écarts met en évidence une forte concentration des dépassements chez un nombre restreint d'agents. En particulier :

- Les agents A, B, C et D concentrent plus de 80% du total des dépassements identifiés.
- L'agent A soulève une alerte critique, avec 45% des heures en dépassement à lui seul, ce qui peut indiquer un problème de méthodologie, d'équipement ou de transparence tarifaire.
- Les agents D et E, avec plus de 25% de leurs opérations hors des bornes prédictives, méritent également une analyse approfondie.
- À l'inverse, l'agent C présente une performance remarquable : malgré un volume d'activité élevé, ses dépassements ne représentent que 1%, traduisant une grande fiabilité opérationnelle.

Ces constats seront visuellement renforcés à l'aide d'un diagramme de Pareto (voir figure 4.48), permettant de hiérarchiser l'impact de chaque agent dans les dérives globales observées.

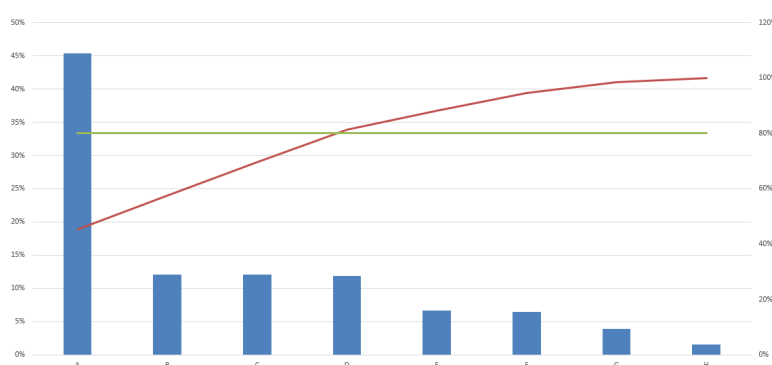


FIGURE 4.48 – Diagramme Pareto des surfacturation

Cette analyse chiffrée des dépassements confirme qu'une minorité d'agents concentre la majorité des dérives. L'agent A, en particulier, présente un profil à risque avec des dépassements fréquents et massifs, suggérant un besoin urgent d'encadrement ou d'audit ciblé. À l'opposé, l'agent C se distingue par une régularité exemplaire, démontrant qu'il est possible de conjuguer volume d'activité élevé et respect des standards estimés.

Ces constats montrent tout l'intérêt d'un système prédictif intégré, non seulement pour anticiper les temps de réparation, mais aussi pour piloter la qualité de service des agents, objectiver les écarts et orienter les actions correctives. Le modèle devient ainsi un outil de gouvernance opérationnelle, capable de soutenir à la fois les décisions logistiques, contractuelles et stratégiques.

Section 6 : Conclusion du chapitre et pistes de développement ultérieur

Ce projet s'inscrit dans une logique de transformation concrète d'un processus métier manuel en une solution automatisée, basée sur l'intelligence artificielle. Partant de plus de 1000 factures papier aux formats hétérogènes, nous avons conçu une chaîne de traitement complète : de la numérisation structurée jusqu'au déploiement local d'un modèle de régression quantile capable de prédire automatiquement des fourchettes de durée de réparation.

La solution développée s'articule autour d'un moteur prédictif intelligent, directement intégré dans un fichier Excel enrichi. Elle permet aux équipes du backoffice de Stellantis Algérie de générer en temps réel une estimation robuste du temps nécessaire à une réparation, tout en intégrant les spécificités du véhicule, de l'organe concerné, du type d'opération et de la nature de l'avarie. Cette prédiction est exploitée pour produire automatiquement des devis standardisés, vérifier les écarts entre durées estimées et facturées, et faciliter la prise de décision entre réparation et remplacement.

D'un point de vue analytique, les performances du modèle sont solides, avec une couverture de plus de 80% des cas dans une fourchette de $\pm 3,5$ heures autour de la prédiction médiane, et une pinball loss compétitive. L'évaluation métier a mis en lumière la récurrence de dépassements anormaux chez certains agents agréés, renforçant l'intérêt de la démarche. Un tableau de bord interne permet désormais un suivi systématique des écarts, ouvrant la voie à des actions correctives ciblées et à un pilotage qualité basé sur les données.

Sur le plan technique, le choix d'un déploiement local garantit une sécurité des données conforme aux exigences internes. La solution reste néanmoins évolutive : sa structure modulaire permet une extension facile vers des architectures cloud privées ou des interfaces API intégrées aux systèmes d'information existants.

Certaines limites doivent être prises en compte. Le périmètre initial reste centré sur une typologie bien définie d'interventions, et la qualité des données saisies dépend fortement de la rigueur de la collecte en amont. De plus, les prédictions ne tiennent pas encore compte des délais d'approvisionnement en pièces ou de la charge atelier, qui pourraient influencer sur les durées réelles.

Les perspectives sont multiples. Une généralisation du dispositif à d'autres ateliers partenaires permettrait d'enrichir le modèle par apprentissage continu. Une intégration avec des modules CRM ou ERP permettrait également d'automatiser l'ensemble du cycle de gestion des devis, en y ajoutant des alertes de dérive, des indicateurs de performance fournisseurs ou encore des recommandations d'optimisation économique.

En conclusion, ce projet démontre qu'un modèle de machine learning bien conçu, adossé à une structuration rigoureuse des données métier, peut devenir un véritable levier opérationnel. Il introduit transparence, traçabilité et équité dans un processus historiquement opaque, tout en préparant le terrain à une transformation digitale plus large de la gestion des réparations automobiles chez Stellantis Algérie.

Conclusion générale

Le présent mémoire s'est attaché à analyser et améliorer les performances logistiques de Stellantis Algérie à travers deux axes complémentaires, relevant d'un même déficit structurel : l'absence d'outils décisionnels intégrés, appuyés sur des fondements méthodologiques rigoureux. Ce constat a orienté l'approche de recherche vers une double contribution : d'une part, l'optimisation des tournées logistiques à l'aide d'un algorithme heuristique hybride ; d'autre part, la modélisation prédictive des temps de réparation à travers un dispositif statistique alimenté par les données historiques du réseau d'agents agréés.

La seconde sous-problématique a porté sur l'absence de référentiel prédictif structuré dans le processus de gestion des réparations, générant une faible visibilité sur les charges d'atelier et limitant la capacité d'audit des durées facturées. L'introduction d'un modèle statistique d'estimation probabiliste des temps d'intervention – basé sur une approche par quantiles – a permis de proposer des fourchettes réalistes, différenciées par type d'avarie et modèle de véhicule. Ce dispositif ouvre des perspectives concrètes en matière de planification prévisionnelle, de régulation contractuelle avec les prestataires, et de pilotage analytique des activités de maintenance.

L'ensemble de ces travaux s'inscrit dans une dynamique de transformation des processus logistiques vers une gouvernance fondée sur la donnée, la modélisation et l'aide à la décision. L'apport du présent mémoire ne réside pas seulement dans les outils proposés, mais dans la structuration méthodologique qu'il introduit, permettant de faire évoluer une organisation historiquement orientée vers des pratiques empiriques vers une logique de performance intégrée.

Plusieurs prolongements peuvent être envisagés à l'issue de ce travail. Sur le plan technique, des travaux complémentaires pourraient explorer l'enrichissement des heuristiques par des techniques de métaheuristique (tabou, recuit simulé, colonies de fourmis), ou encore l'automatisation complète de la chaîne décisionnelle via un couplage avec des systèmes TMS. Sur le volet prédictif, l'élargissement de la base de données et l'implémentation de modèles plus complexes, tels que les réseaux bayésiens ou les modèles de forêts aléatoires, permettraient d'augmenter la robustesse et la granularité des estimations. Enfin, sur le plan organisationnel, une attention particulière devra être portée à l'accompagnement au changement et à la montée en compétences des équipes en charge de la mise en œuvre opérationnelle de ces outils.

En définitive, ce mémoire illustre la capacité des approches quantitatives à éclairer des décisions logistiques complexes dans des environnements contraints, et confirme la pertinence d'un pilotage fondé sur la modélisation, l'optimisation et l'exploitation raisonnée des données dans la construction d'une logistique robuste, adaptable et alignée sur les enjeux contemporains de la filière automobile.

Bibliographie

- [1] Dentons. Trends and challenges shaping the automotive industry in 2025. <https://www.dentons.com/en/insights/articles/2025/january/23/trends-and-challenges-shaping-the-automotive-industry-in-2025>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [2] Deloitte. The road ahead : Auto suppliers navigate new terrain. <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/us/Documents/manufacturing/the-road-ahead-auto-suppliers-navigate-new-terrain.pdf>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [3] Ecosystems United. Electric vehicle deep dive : Challenges & opportunities. <https://ecosystemsunited.com/electric-vehicle-deep-dive/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [4] Lazard. Global automotive supplier study 2025. <https://www.lazard.com/media/4k4gnvco/global-automotive-supplier-study-2025-summary.pdf>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [5] CarPro. Full-year auto sales report for 2024. <https://www.carpro.com/blog/full-year-auto-sales-report-for-2024>, 2024. Consulté le 1 juillet 2025.
- [6] RoadGenius. Worldwide car sales | top-selling manufacturers 2023 & 2024. <https://roadgenius.com/cars/statistics/sales-by-manufacturer/>, 2024. Consulté le 1 juillet 2025.
- [7] Bruce Bendell. The global impact of china's electric vehicle surge : Opportunities & challenges. <https://www.brucebendell.com/the-global-impact-of-chinas-electric-vehicle-surge-opportunities-challenges-and-strategic-responses/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [8] AA Highway. Chinese carmakers : The rise of a global automotive revolution. <https://aa-highway.com.sg/chinese-carmakers-the-rise-of-a-global-automotive-revolution-fas/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [9] Frost & Sullivan. Strategic analysis of the fiat chrysler automobiles and psa group merger. <https://store.frost.com/strategic-analysis-of-the-fiat-chrysler-automobiles-and-psa-group-merger.html>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [10] Just Auto. Global automotive market forecasts for 2025. <https://www.just-auto.com/features/global-automotive-market-forecasts-for-2025/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [11] Automotive Manufacturing Solutions. China's ev boom reshapes global manufacturing strategy. <https://www.automotivemanufacturingsolutions.com/electrification/chinas-ev-boom-forces-shift-in-global-manufacturing/47143.article>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [12] Arab News France. Industrie automobile algérienne : une intégration à 40% d'ici à cinq ans. <https://www.arabnews.fr/node/323201/Économie>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [13] Focus2Move. Algerian vehicles sales - facts & data 2025. <https://www.focus2move.com/algerian-vehicles-sales/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [14] TSA Algérie. Algérie : hausse de 150 % du nombre de véhicules de moins de 3 ans importés. <https://www.tsa-algerie.com/>

- vehicules-de-moins-de-3-ans-en-algerie-les-importations-ont-explose-en-2024/, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [15] L'Algérie Aujourd'hui. Après le gel de l'importation de véhicules de moins de 3 ans : Le marché automobile dans tous ses états. <https://lalgerieaujourd'hui.dz/apres-le-gel-de-limportation-de-vehicules-de-moins-de-3-ans-le-marche-automobile-dans-tous-ses-etats/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [16] Carizy. Top 10 des marques citadines en 2025, 2025.
- [17] Caroom. Quel suv choisir en 2025 ? notre top 10 ! <https://www.caroom.fr/guide/voiture-neuve/comment-choisir/carrosserie/suv/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [18] Mospart. Le rôle des pièces de rechange dans les stratégies de maintenance prédictive. <https://mospart.com/fr/le-role-des-pieces-de-rechange-dans-les-strategies-de-maintenance-predictive/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [19] Groupe Kardol. Optimisation de la chaîne logistique automobile. <https://www.groupe-kardol.fr/optimisation-de-la-chaine-logistique-automobile-vers-une-gestion-fluide-et-connectee/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [20] Algérie Eco. Plf 2025 : Le gouvernement envisage de rendre les voitures d'occasion importées incessibles pendant trois ans. <https://algerie-eco.com/2024/10/12/plf-2025-le-gouvernement-envisage-de-rendre-les-voitures-doccasion-importees-incessibles-pendant-trois-ans/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [21] Observ'Algérie. Voitures de moins de 3 ans : nouvelles précisions de la douane algérienne. <https://observalgerie.com/2025/01/16/economie/voitures-de-moins-de-3-ans-nouvelles-precisions-de-la-douane-algerienne/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [22] La Voie d'Algérie. Le véhicule de moins de 3 ans incessible avant 3 ans dès 2025. <https://lavoiedalgerie.dz/le-vehicule-de-moins-de-3-ans-incessible-avant-3-ans-des-2025/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [23] TSA Algérie. Arrêt des importations de véhicules en algérie : port français de calais impacté. <https://www.tsa-algerie.com/un-port-francais-en-difficulte-apres-une-decision-algerienne-sur-les-vehicules/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [24] Logos Logistics. Qu'est-ce que la logistique automobile dans la chaîne d'approvisionnement ? <https://www.logos3pl.com/fr/blog/what-is-automotive-logistics-in-supply-chain-and-how-does-it-work/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [25] TSA Algérie. Automobile : le chinois chery lance ses activités en algérie. <https://www.tsa-algerie.com/automobile-chery-lance-ses-activites-en-algerie/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [26] Horizons. Aimene cherit, représentant officiel de la marque chery : «notre objectif est d'importer 60.000 voitures en 2024». <https://www.horizons.dz/?p=67225>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [27] Number Analytics. Core key factors in total logistics cost analysis, 2025. Consulté le 21 juin 2025.
- [28] Surgere. The scor model in supply chain operations : How to apply it. <https://surgere.com/blog/the-scor-model-in-supply-chain-operations-how-to-apply-it/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [29] Cascade Strategy. Value chain analysis : Overview, how to use it. <https://www.cascade.app/blog/value-chain-analysis-guide/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.

-
- [30] Amazon. Lean six sigma logistics : Strategic development to operational success. <https://www.amazon.com/Lean-Six-Sigma-Logistics-Development/dp/1932159363>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
 - [31] Stellantis. Signature d'un accord-cadre entre la marque fiat et les autorités algériennes visant la production locale. <https://www.stellantis.com/fr/actualite/communiques-de-presse/2022/octobre/signature-d-un-accord-cadre-entre-la-marque-fiat-et-les-autorites-algeriennes-visant-la-production-lo> 2022. Consulté le 16 juin 2025.
 - [32] Stellantis Media. Fiat continue de croître : les ventes mondiales en hausse de 2,2 % au premier semestre 2024. <https://www.media.stellantis.com/me-fr/fiat/press/fiat-continue-de-croitre-les-ventes-mondiales-en-hausse-de-2-2-au-premier-semester-2024>, 2024. Consulté le 16 juin 2025.
 - [33] TSA Algérie. Omoda & jaecoo annonce une usine automobile high-tech en algérie. <https://www.tsa-algerie.com/automobile-une-usine-ultramoderne-chinoise-bientot-en-algerie/>, 2025. Consulté le 16 juin 2025.
 - [34] Afrik.com. Maghreb automobile 2024 : l'essor d'un leader industriel. <https://www.afrik.com/maghreb-automobile-2024-l-essor-d-un-leader-industriel>, 2024. Consulté le 16 juin 2025.
 - [35] El Watan. Extension de l'usine fiat d'oran : Stellantis algérie se prépare pour le ckd. <https://elwatan-dz.com/extension-de-lusine-fiat-d-oran-stellantis-algerie-se-prepare-pour-le-ckd>, 2025. Consulté le 16 juin 2025.
 - [36] Algérie360. L'algérie au cœur de la stratégie de stellantis : Vers 30 % d'intégration locale d'ici 2026. <https://www.algerie360.com/lalgerie-au-coeur-de-la-strategie-de-stellantis-vers-30-dintegration-locale-dici-2026/>, 2025. Consulté le 16 juin 2025.
 - [37] Stellantis. 2 convention internationale de fournisseurs à oran. <https://www.media.stellantis.com/me-fr/corporate-communications/press/stellantis-a-organise-sa-2-convention-internationale-de-fournisseurs-a-oran-pour-renforcer-son-ancrag> 2025. Consulté le 16 juin 2025.
 - [38] Solware. Le marché automobile en algérie : Une évolution nécessaire. <https://www.solware.fr/secteur-automobile-algerie-stellantis-solware-auto-collaboration/>, 2025. Consulté le 16 juin 2025.
 - [39] Gurobi Optimization. Integer linear programming. <https://www.gurobi.com/faqs/integer-linear-programming/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
 - [40] Cornell University. Heuristic algorithms - open textbook. http://optimization.cbe.cornell.edu/index.php?title=Heuristic_algorithms, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
 - [41] Stripe. Qu'est-ce que la tarification au volume ? son fonctionnement. <https://stripe.com/fr/resources/more/what-is-volume-pricing-heres-how-volume-discounting-works>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
 - [42] Appvizer. Tout savoir sur la maintenance corrective en 2025. <https://www.appvizer.fr/magazine/operations/gestion-maintenance/maintenance-corrective>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
 - [43] Inconnu. A quantile regression approach for remaining useful life estimation. <https://arxiv.org/html/2506.17018v1>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
 - [44] Wikipedia. Vehicle routing problem. https://en.wikipedia.org/wiki/Vehicle_routing_problem, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
 - [45] Exotec. Logistique contractuelle : externaliser sa supply chain. <https://www.exotec.com/fr/blog/logistique-contractuelle-externaliser-sa-supply-chain/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
-

- [46] Smartdev. From downtime to uptime : how ai predictive maintenance is rewriting the rules of manufacturing. <https://smartdev.com/fr/from-downtime-to-uptime-how-ai-predictive-maintenance-is-rewriting-the-rules-of-manufacturing/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [47] S. Pan, E. Ballot, and F. Fontane. Enjeux environnemental et économique de la mutualisation logistique pour les pme : le cas de l'alimentaire dans l'ouest de la france. *Conférence MOSIM'10*, 2011. Figure5 : entrepôt mutualisé servi par livraisons directes et tournées.
- [48] Wikipedia. Np-hardness. <https://en.wikipedia.org/wiki/NP-hardness>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [49] Niels A. Wouda, Leon Lan, and Wouter Kool. Introduction to the vehicle routing problem. https://pyvrp.readthedocs.io/en/latest/setup/introduction_to_vrp.html, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [50] Wikipedia. Bin packing problem. https://en.wikipedia.org/wiki/Bin_packing_problem, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [51] Inconnu. The tight bound of first fit decreasing bin-packing algorithm is $\text{ffd}(i) \leq 11/9 \text{opt}(i) + 6/9$. https://www.researchgate.net/publication/221444123_The_tight_bound_of_first_fit_decreasing_bin-packing_algorithm_is_FFDI_119_OPTI_69, 2012. Consulté le 1 juillet 2025.
- [52] TW3 Partners. Ia maintenance automobile : Évolution et avantages. <https://tw3partners.fr/fr/ia-maintenance-automobile/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [53] Organisation Performante. Machine learning et automobile : vers une voiture autonome. <https://www.organisation-performante.com/quand-le-machine-learning-sinvite-dans-lautomobile/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [54] Oracle. Utiliser l'ia dans la maintenance prédictive. <https://www.oracle.com/africa-fr/scm/ai-predictive-maintenance/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [55] Ressources Actuarielles. Glm : Modèles linéaires généralisés. https://www.ressources-actuarielles.net/C1256F13006585B2/0/457A36A8ECC541AEC1257D740067EEC4/\protect\T1\textdollarFILE/GLM_FP.pdf, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [56] Vipin Kumar. Cluster analysis : Basic concepts and algorithms. <https://www-users.cse.umn.edu/~kumar/dmbook/ch8.pdf>, Inconnu. Consulté le 1 juillet 2025.
- [57] Inconnu. arxiv :2102.10012v1. <https://arxiv.org/pdf/2102.10012>, 2021. Consulté le 1 juillet 2025.
- [58] Wikipedia. Cross-industry standard process for data mining. https://en.wikipedia.org/wiki/Cross-industry_standard_process_for_data_mining, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [59] IBM. Crisp-dm help overview. https://www.ibm.com/docs/pt-br/SS3RA7_sub/modeler_crispdm_ddita/clementine/crisp_help/crisp_overview.html, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [60] Inconnu. Data clustering : an essential technique in data science. <https://arxiv.org/html/2412.18760v2>, 2024. Consulté le 1 juillet 2025.
- [61] Number Analytics. Mastering the jarque-bera test : A guide to data normality. <https://www.numberanalytics.com/blog/mastering-jarque-bera-test-data-normality-guide>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [62] Wikipedia. Jarque-bera test. https://en.wikipedia.org/wiki/Jarque-Bera_test, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [63] Technology Networks. The kruskal-wallis test. <https://www.technologynetworks.com/informatics/articles/the-kruskal-wallis-test-370025>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.

- [64] R Core Team. sjstats : Summary package for statistics in r. <https://cran.r-project.org/web/packages/sjstats/sjstats.pdf>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [65] Taylor Francis. Structured analysis and design technique – knowledge and references. https://taylorandfrancis.com/knowledge/Engineering_and_technology/Engineering_support_and_special_topics/Structured_analysis_and_design_technique/, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.
- [66] IBM. Business process model and notation (bpmn). <https://www.ibm.com/think/topics/bpmn/>, 2025. Consulté le 1 juillet 2025.

Annexes

Annexe A

Modèle de résolution exacte par programmation linéaire en nombres entiers (PLNE) avec contraintes de détours

Ce script met en œuvre une approche de résolution exacte du problème d'affectation des véhicules aux camions, en utilisant un modèle de programmation linéaire en nombres entiers (PLNE) via la bibliothèque DCOplex d'IBM. Il prend en compte les capacités des véhicules, les coûts fixes par destination, et les contraintes de compatibilité des détours. Contrairement à la solution heuristique développée pour des raisons de performance, ce modèle permet de calculer la solution optimale théorique, servant ainsi de borne inférieure pour évaluer la qualité de l'heuristique. Toutefois, son usage est limité à de petits ensembles de données à cause de la complexité computationnelle liée à la nature combinatoire du problème.

```
[ ]: from docplex.mp.model import Model
import pandas as pd

vehicles_df = pd.read_excel("vehicules.xlsx")
detour_df = pd.read_excel("detour_rules.xlsx")

vehicles = vehicles_df.to_dict("index")
N = len(vehicles)

detour_rules = {}
for _, row in detour_df.iterrows():
    dest = row['Destination Finale'].strip().upper()
    acceptes = set(str(row['Détours Acceptés']).upper().split(',')) if pd.notna(row['Détours Acceptés']) else set()
    detour_rules[dest] = {d.strip() for d in acceptes}

capacities = {
    "FIAT500": 1 / 8,
    "DUBLO": 1 / 3,
    "TIPO": 1 / 7
}
unique_dests = vehicles_df['Destination'].str.upper().unique()
dest_tarifs = {
    dest: vehicles_df[vehicles_df['Destination'].str.upper() == dest]['Tarification'].values[0]
    for dest in unique_dests
}

K = 1

M = N
camions = list(range(M))

mdl = Model("VRP_FixedCharge")

mdl = Model("VRP_FixedCharge")

x = mdl.binary_var_dict(((i, j) for i in range(N) for j in camions), name="x") # véhicule i affecté à camion j
y = mdl.binary_var_dict(camions, name="y") # camion j utilisé
z = mdl.binary_var_dict(((d, j) for d in unique_dests for j in camions), name="z") # destination d desservie par camion j
C = mdl.continuous_var_dict(camions, name="C") # coût du camion j

for i in range(N):
    mdl.add_constraint(mdl.sum(x[i, j] for j in camions) == 1)

for j in camions:
    mdl.add_constraint(
        mdl.sum(capacities[vehicles[i]['Voiture'].strip().upper()] * x[i, j] for i in range(N)) <= K * y[j]
    )

for i in range(N):
    for j in camions:
        mdl.add_constraint(x[i, j] <= y[j])

for i in range(N):
    d_i = vehicles[i]['Destination'].strip().upper()
    for j in camions:
        mdl.add_constraint(z[d_i, j] >= x[i, j])

for j in camions:
    mdl.add_constraint(mdl.sum(z[d, j] for d in unique_dests) <= 2)

for j in camions:
    for d1 in unique_dests:
        for d2 in unique_dests:
            if d2 != d1 and d2 not in detour_rules.get(d1, set()):
                # Si d1 est la destination principale, d2 ne peut pas être livrée par le même camion
                mdl.add_constraint(z[d1, j] + z[d2, j] <= 1 + (0 if d2 in detour_rules.get(d1, set()) else 0))

for j in camions:
    for d in unique_dests:
        mdl.add_constraint(C[j] >= dest_tarifs[d] * z[d, j])
mdl.minimize(mdl.sum(C[j] for j in camions))

solution = mdl.solve(log_output=True)

if solution:
    print(f"\n Coût logistique total optimal : {mdl.objective_value} DA")

    for j in camions:
        if y[j].solution_value > 0.5:
            vehs = [i for i in range(N) if x[i, j].solution_value > 0.5]
            destinations = [d for d in unique_dests if z[d, j].solution_value > 0.5]
            print(f"\n Camion {j+1} :")
            print(f" Destinations : {destinations}")
            print(f" Véhicules : {[vehicles[i]['Voiture'], vehicles[i]['Destination']] for i in vehs}")
            print(f" Coût camion : {C[j].solution_value} DA")
else:
    print(" Aucune solution trouvée.")
```

FIGURE 49 – Modèle exact PLNE pour l’optimisation des tournées avec contraintes de capacité et détours

Analyse exploratoire des dispatches logistiques

Ce script effectue une analyse exploratoire des données de chargement logistique à partir d'un fichier Excel contenant les informations de dispatch. Il identifie chaque dispatch, calcule le nombre de véhicules par camion, et examine leur répartition par destination et dans le temps. Plusieurs visualisations sont produites, dont un histogramme de distribution, des diagrammes en barres et en boîte, ainsi qu'un graphique d'évolution temporelle, permettant d'évaluer l'efficacité et la variabilité des tournées réelles par rapport aux objectifs logistiques.



FIGURE 50 – Nombre de dispatches par destination

Annexe B

Développement d'un MLP quantile simplifié pour l'estimation des durées de réparation

Ce code implémente une architecture simplifiée de réseau de neurones (MLP) pour la prédiction multi-quantile du temps de réparation. À partir de variables catégorielles encodées, le modèle apprend à estimer des quantiles conditionnels de la variable cible. Il repose sur une fonction de perte asymétrique (Pinball Loss) pour ajuster les bornes inférieures et supérieures d'un

intervalle de prédiction. Une phase d'évaluation identifie l'intervalle optimal selon un compromis entre couverture et largeur, illustrant l'usage de modèles quantiles dans un cadre opérationnel simplifié.

```
[ ]: Développement d'un modèle MLP quantile pour l'estimation probabiliste des temps de réparation

import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
import torch
import torch.nn as nn
import torch.optim as optim
from torch.utils.data import Dataset, DataLoader

SEED = 42
np.random.seed(SEED)
torch.manual_seed(SEED)
torch.cuda.manual_seed_all(SEED)
torch.backends.cudnn.deterministic = True
torch.backends.cudnn.benchmark = False

df = pd.read_excel("newdd.xlsx")
df = df[['Voiture', 'Emplacement', 'Opération', 'Avarie', 'Temps de réparation']].dropna()
df['Temps de réparation'] = df['Temps de réparation'].astype(str).str.replace(',', '.').astype(float)
df = pd.get_dummies(df, columns=['Voiture', 'Emplacement', 'Opération', 'Avarie'])
df = df.loc[:, ~df.columns.duplicated()]
X = df.drop(columns=['Temps de réparation'])
X.columns = (
    X.columns
    .str.replace('[A-Za-z0-9_]+', '_', regex=True)
    .str.replace('__+', '_', regex=True)
    .str.strip('_')
)
y = df['Temps de réparation']

scaler_y = StandardScaler()
y_scaled = scaler_y.fit_transform(y.values.reshape(-1, 1)).flatten()
X_train, X_test, y_train_scaled, y_test_scaled = train_test_split(
    X, y_scaled, test_size=0.2, random_state=SEED
)
y_test_real = y.iloc[X_test.index]
```

```
class RepairDataset(Dataset):
    def __init__(self, X, y):
        self.X = torch.tensor(X.values, dtype=torch.float32)
        self.y = torch.tensor(y, dtype=torch.float32).view(-1, 1)
    def __len__(self): return len(self.X)
    def __getitem__(self, idx): return self.X[idx], self.y[idx]

train_loader = DataLoader(RepairDataset(X_train, y_train_scaled), batch_size=32, shuffle=True)
test_loader = DataLoader(RepairDataset(X_test, y_test_scaled), batch_size=32)

quantiles = [0.05, 0.1, 0.25, 0.5, 0.75, 0.9, 0.95]

class AltQuantileMLP(nn.Module):
    def __init__(self, input_dim, quantiles):
        super().__init__()
        self.net = nn.Sequential(
            nn.Linear(input_dim, 64),
            nn.ReLU(),
            nn.Linear(64, 32),
            nn.ReLU(),
            nn.Linear(32, len(quantiles))
        )
    def forward(self, x): return self.net(x)

model = AltQuantileMLP(X_train.shape[1], quantiles)
optimizer = optim.Adam(model.parameters(), lr=0.001)

def quantile_loss(preds, target, quantiles):
    losses = []
    for i, q in enumerate(quantiles):
        errors = target - preds[:, i:i+1]
        loss = torch.max((q - 1) * errors, q * errors)
        losses.append(loss)
    return torch.mean(torch.cat(losses, dim=1))
```

```

for epoch in range(200):
    model.train()
    epoch_loss = 0
    for x_batch, y_batch in train_loader:
        optimizer.zero_grad()
        preds = model(x_batch)
        loss = quantile_loss(preds, y_batch, quantiles)
        loss.backward()
        optimizer.step()
        epoch_loss += loss.item()
    if (epoch + 1) % 20 == 0:
        print(f"Epoch {epoch+1}/200 - Train Loss = {epoch_loss:.4f}")

model.eval()
with torch.no_grad():
    X_test_tensor = torch.tensor(X_test.values.astype(np.float32))
    y_preds_scaled = model(X_test_tensor).numpy()
    y_preds = scaler_y.inverse_transform(y_preds_scaled)

def pinball(y_true, y_pred, q):
    err = y_true - y_pred
    return np.maximum(q * err, (q - 1) * err).mean()

print("\n Pinball Loss - AltQuantileMLP :")
total_pinball = 0
for i, q in enumerate(quantiles):
    loss = pinball(y_test_real.values, y_preds[:, i], q)
    print(f" q={q:.2f}: {loss:.4f}")
    total_pinball += loss
print(f"Moyenne Pinball Loss = {total_pinball / len(quantiles):.4f}")

def eval_interval(y_pred, y_true, quantiles, lambda_penalty=0.15, max_width=10):
    best_score, best_interval = -np.inf, None
    for i in range(len(quantiles)):
        for j in range(i+1, len(quantiles)):
            ql, qh = quantiles[i], quantiles[j]
            low, high = y_pred[:, i], y_pred[:, j]
            width = (high - low).mean()
            cov = ((y_true >= low) & (y_true <= high)).mean()
            if width > max_width: continue
            score = cov - lambda_penalty * (width / width)
            if score > best_score:
                best_score, best_interval = score, (ql, qh, cov, width)
    return best_interval, best_score

interval, score = eval_interval(y_preds, y_test_real.values, quantiles)
if interval:
    ql, qh, coverage, width = interval
    print(f"\n Intervalle optimal : [q{int(ql*100)}]-q{int(qh*100)}]")
    print(f" Couverture : {coverage*100:.2f}%")
    print(f" Largeur moy. : {width:.2f} h")
    print(f" Score composite : {score:.4f}")

```

FIGURE 51 – Résultats d'évaluation du modèle quantile alternatif (MLP)

```
[ ]: Régression quantile avec LightGBM pour l'estimation prédictive des durées de réparation

import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
import lightgbm as lgb

SEED = 42
np.random.seed(SEED)

df = pd.read_excel("newdd.xlsx")
df = df[['Voiture', 'Emplacement', 'Opération', 'Avarie', 'Temps de réparation']].dropna()
df['Temps de réparation'] = df['Temps de réparation'].astype(str).str.replace(',', '.').astype(float)

df = pd.get_dummies(df, columns=['Voiture', 'Emplacement', 'Opération', 'Avarie'])

y = df['Temps de réparation']
X = df.drop(columns=['Temps de réparation'])

X = X.loc[:, ~X.columns.duplicated()]

X.columns = (
    X.columns
    .str.replace('[^A-Za-z0-9_]+', '_', regex=True) # remplace tout caractère spécial
    .str.replace('_', '-', regex=True)             # remplace _ par -
    .str.strip('_')                                # supprime les _ en trop
)

duplicates = X.columns[X.columns.duplicated()].tolist()
if duplicates:
    print("⚠ Colonne(s) dupliquées détectées :", duplicates)
    X = X.loc[:, ~X.columns.duplicated()] # Supprimer doublons

scaler_y = StandardScaler()
y_scaled = scaler_y.fit_transform(y.values.reshape(-1, 1)).flatten()
```

```
X_train, X_test, y_train_scaled, y_test_scaled = train_test_split(X, y_scaled, test_size=0.2, random_state=SEED)
y_test_real = y.iloc[X_test.index]

quantiles = [0.05, 0.1, 0.25, 0.5, 0.75, 0.9, 0.95]

models_lgb = {}
for q in quantiles:
    params = {
        "objective": "quantile",
        "alpha": q,
        "learning_rate": 0.05,
        "num_leaves": 31,
        "min_data_in_leaf": 10,
        "verbose": -1,
        "seed": SEED
    }
    lgb_train = lgb.Dataset(X_train, label=y_train_scaled)
    models_lgb[q] = lgb.train(params, lgb_train, num_boost_round=100)

y_preds_lgb_scaled = np.stack([models_lgb[q].predict(X_test) for q in quantiles], axis=1)
y_preds_lgb = scaler_y.inverse_transform(y_preds_lgb_scaled)

def eval_quantile_predictions(y_pred, y_true, quantiles, lambda_penalty=0.15, seuil_largeur=10):
    best_score = -np.inf
    best_interval = None
    for i in range(len(quantiles)):
        for j in range(i+1, len(quantiles)):
            ql, qh = quantiles[i], quantiles[j]
            q_low = y_pred[:, i]
            q_high = y_pred[:, j]
            width = (q_high - q_low).mean()
            coverage = ((y_true >= q_low) & (y_true <= q_high)).mean()
            if width > seuil_largeur:
                continue
            score = coverage - lambda_penalty * (width / width) # Peut être modifié avec max width
            if score > best_score:
                best_score = score
                best_interval = (ql, qh)
                best_coverage = coverage
```

```

        best_width = width
    return best_interval, best_score, best_coverage, best_width

def pinball_loss(y_true, y_pred, quantile):
    delta = y_true - y_pred
    return np.maximum((quantile - 1) * delta, quantile * delta).mean()

total_loss = 0
for i, q in enumerate(quantiles):
    loss = pinball_loss(y_test_real.values, y_preds_lgb[:, i], q)
    print(f"🔴 Pinball Loss q={q:.2f} : {loss:.4f}")
    total_loss += loss

average_pinball_loss = total_loss / len(quantiles)
print(f"\n Pinball Loss Moyenne (LightGBM) : {average_pinball_loss:.4f}")

interval, score, coverage, width = eval_quantile_predictions(y_preds_lgb, y_test_real.values, quantiles)

print("\n Résultat LightGBM Quantile Regression:")
if interval:
    q1, q2 = interval
    print(f" Intervalle optimal : [q{int(q1*100)}]-q{int(q2*100)}]")
    print(f" Couverture : {coverage*100:.2f}%")
    print(f" Largeur moyenne : {width:.2f} heures")
    print(f" Score composite : {score:.4f}")
else:
    print(" Aucun intervalle valide trouvé.")

```

FIGURE 52 – Résultats de la régression quantile avec LightGBM : couverture, largeur et Pinball Loss

Régression linéaire appliquée à l'estimation des durées de réparation

Ce script met en œuvre un modèle de régression linéaire standard, utilisé ici comme référence explicative de base pour l'estimation des temps de réparation. Il intègre une normalisation de la variable cible, une transformation des variables catégorielles en indicateurs binaires (one-hot encoding), puis procède à une séparation des données en ensembles d'entraînement et de test. Le modèle est évalué via des métriques classiques, et une bande de confiance empirique est calculée autour des prédictions afin d'estimer une couverture de type intervalle à 90 %. Ce modèle, bien que simplifié, sert de baseline pour comparer les performances des approches plus avancées de régression quantile.

```

[ ]: Régression linéaire appliquée à l'estimation des durées de réparation : modèle de référence explicatif

import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score, mean_absolute_error

SEED = 42
np.random.seed(SEED)

df = pd.read_excel("newdd.xlsx")
df = df[['Voiture', 'Emplacement', 'Opération', 'Avarie', 'Temps de réparation']].dropna()
df['Temps de réparation'] = df['Temps de réparation'].astype(str).str.replace(',', '.').astype(float)

df = pd.get_dummies(df, columns=['Voiture', 'Emplacement', 'Opération', 'Avarie'])
y = df['Temps de réparation']
X = df.drop(columns=['Temps de réparation'])

X = X.loc[:, ~X.columns.duplicated()]
X.columns = (
    X.columns
    .str.replace('[^A-Za-z0-9_]+', '_', regex=True)
    .str.replace('_', '-', regex=True)
    .str.strip('_')
)

scaler_y = StandardScaler()
y_scaled = scaler_y.fit_transform(y.values.reshape(-1, 1)).flatten()

X_train, X_test, y_train_scaled, y_test_scaled = train_test_split(X, y_scaled, test_size=0.2, random_state=SEED)
y_test_real = y.iloc[X_test.index]

linreg = LinearRegression()
linreg.fit(X_train, y_train_scaled)

```

```

y_pred_scaled = linreg.predict(X_test)
y_pred = scaler_y.inverse_transform(y_pred_scaled.reshape(-1, 1)).flatten()

mse = mean_squared_error(y_test_real, y_pred)
rmse = np.sqrt(mse)
mae = mean_absolute_error(y_test_real, y_pred)
r2 = r2_score(y_test_real, y_pred)

std_error = np.std(y_test_real.values - y_pred)
lower_bound = y_pred - 1.64 * std_error
upper_bound = y_pred + 1.64 * std_error
coverage = ((y_test_real >= lower_bound) & (y_test_real <= upper_bound)).mean()

print(f"\n Approx. Intervalle à 90% : largeur moyenne ≈ {2 * 1.64 * std_error:.2f} h")
print(f" Couverture effective      : {coverage*100:.2f}%")

```

FIGURE 53 – Bande de confiance empirique à 90% appliquée à la régression linéaire

Estimation empirique des intervalles de réparation par forêt aléatoire(Random Forest)

Ce script implémente une approche de régression quantile empirique à l'aide d'un modèle Random Forest. En exploitant les prédictions individuelles des arbres, il calcule des quantiles conditionnels pour estimer des intervalles de confiance du temps de réparation. Chaque observation test est prédite par tous les arbres, puis les percentiles sont extraits pour former les bornes des intervalles. Les performances sont évaluées à travers la couverture, la largeur moyenne, le score pénalisé et la Pinball Loss. Ce modèle permet une interprétation simple et robuste sans configuration spécifique du modèle pour les quantiles.

```

[ ]: import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor

SEED = 42
np.random.seed(SEED)

df = pd.read_excel("newdd.xlsx")
df = df[['Voiture', 'Emplacement', 'Opération', 'Avarie', 'Temps de réparation']].dropna()
df['Temps de réparation'] = df['Temps de réparation'].astype(str).str.replace(',', '.').astype(float)

df = pd.get_dummies(df, columns=['Voiture', 'Emplacement', 'Opération', 'Avarie'])

y = df['Temps de réparation']
X = df.drop(columns=['Temps de réparation'])

X = X.loc[:, ~X.columns.duplicated()]
X.columns = (
    X.columns
    .str.replace('[^A-Za-z0-9_]+', '_', regex=True)
    .str.replace('___', '_', regex=True)
    .str.strip('_')
)

duplicates = X.columns[X.columns.duplicated()].tolist()
if duplicates:
    print("Colonnes dupliquées détectées :", duplicates)
    X = X.loc[:, ~X.columns.duplicated()]

scaler_y = StandardScaler()
y_scaled = scaler_y.fit_transform(y.values.reshape(-1, 1)).flatten()

```

```

scaler_y = StandardScaler()
y_scaled = scaler_y.fit_transform(y.values.reshape(-1, 1)).flatten()

X_train, X_test, y_train_scaled, y_test_scaled = train_test_split(X, y_scaled, test_size=0.2, random_state=SEED)
y_test_real = y.iloc[X_test.index]

quantiles = [0.05, 0.1, 0.25, 0.5, 0.75, 0.9, 0.95]

rf = RandomForestRegressor(n_estimators=100, random_state=SEED, n_jobs=-1)
rf.fit(X_train, y_train_scaled)

all_tree_preds = np.stack([tree.predict(X_test.values) for tree in rf.estimators_], axis=1) # (n_samples, n_trees)
y_preds_rf_scaled = np.quantile(all_tree_preds, quantiles, axis=1).T # (n_samples, len(quantiles))
y_preds_rf = scaler_y.inverse_transform(y_preds_rf_scaled)

def eval_quantile_predictions(y_pred, y_true, quantiles, lambda_penalty=0.15, seuil_largeur=10):
    best_score = -np.inf
    best_interval = None
    for i in range(len(quantiles)):
        for j in range(i+1, len(quantiles)):
            ql, qh = quantiles[i], quantiles[j]
            q_low = y_pred[:, i]
            q_high = y_pred[:, j]
            width = (q_high - q_low).mean()
            coverage = ((y_true >= q_low) & (y_true <= q_high)).mean()
            if width > seuil_largeur:
                continue
            score = coverage - lambda_penalty * (width / width) # pénalité relative
            if score > best_score:
                best_score = score
                best_interval = (ql, qh)
                best_coverage = coverage
                best_width = width
    return best_interval, best_score, best_coverage, best_width

def pinball_loss(y_true, y_pred, quantile):
    delta = y_true - y_pred
    return np.maximum((quantile - 1) * delta, quantile * delta).mean()

```

```

interval, score, coverage, width = eval_quantile_predictions(y_preds_rf, y_test_real.values, quantiles)
print("\n Résultat Random Forest Quantile Empirique:")
if interval:
    q1, q2 = interval
    print(f" Intervalle optimal : [q{int(q1*100)}]-q{int(q2*100)}]")
    print(f" Couverture : {coverage*100:.2f}%")
    print(f" Largeur moyenne : {width:.2f} heures")
    print(f" Score composite : {score:.4f}")
else:
    print(" Aucun intervalle valide trouvé.")

total_loss = 0
for i, q in enumerate(quantiles):
    loss = pinball_loss(y_test_real.values, y_preds_rf[:, i], q)
    print(f" Pinball Loss q={q:.2f} : {loss:.4f}")
    total_loss += loss

average_pinball_loss = total_loss / len(quantiles)
print(f"\n Pinball Loss Moyenne (Random Forest) : {average_pinball_loss:.4f}")

```

FIGURE 54 – Résultats de la régression quantile avec forêt aléatoire : couverture, largeur et Pinball Loss

Procédure de rapprochement flou des enregistrements de facturation et de diagnostic via appariement textuel fuzzy

Ce script implémente une procédure d'appariement flou entre deux jeux de données distincts : les factures d'interventions d'un côté et les données de diagnostics techniques de l'autre. En utilisant la bibliothèque fuzzywuzzy, il mesure la similarité textuelle entre les noms d'agents, les modèles de véhicules et les descriptions d'emplacements et anomalies. Une stratégie pondérée de scores (60 % pour la correspondance technique et 40% pour l'agent) permet de sélectionner les appariements les plus plausibles, avec un seuil minimal de fiabilité fixé à 70. Le résultat est un fichier consolidé contenant les correspondances jugées valides pour enrichir l'analyse des réparations.

```
[ ]: import pandas as pd
from fuzzywuzzy import fuzz
import warnings

warnings.filterwarnings("ignore", category=UserWarning, module="openpyxl")

def normaliser(texte):
    """Normalisation du texte sans dépendances externes"""
    if pd.isna(texte):
        return ""
    return (
        str(texte)
        .strip()
        .lower()
        .replace("é", "e")
        .replace("è", "e")
        .replace("ê", "e")
        .replace(" ", " ")
        .replace("-", " ")
        .replace(".", "")
    )

try:
    df_facture = pd.read_excel("OGdonneesfacture31.xlsx")
    df_complet = pd.read_excel("complet.xlsx")
except FileNotFoundError as e:
    print(f"Erreur: Fichier manquant - {e}")
    exit()

required_facture = ['Agent', 'Voiture', 'Emplacement']
required_complet = ['AGENT FAC', 'Model/V', 'organe', 'anomalie']

if not all(col in df_facture.columns for col in required_facture):
    print("Colonnes manquantes dans OGdonneesfacture31.xlsx")
    exit()

if not all(col in df_complet.columns for col in required_complet):
    print("Colonnes manquantes dans complet.xlsx")
    exit()
```

```
df_facture = df_facture.assign(
    agent_norm=df_facture['Agent'].apply(normaliser),
    modele_norm=df_facture['Voiture'].apply(normaliser),
    emplacement_norm=df_facture['Emplacement'].apply(normaliser)
)

df_complet = df_complet.assign(
    agent_norm=df_complet['AGENT FAC'].apply(normaliser),
    modele_norm=df_complet['Model/V'].apply(normaliser),
    organe_norm=df_complet['organe'].apply(normaliser),
    anomalie_norm=df_complet['anomalie'].apply(normaliser)
)

def trouver_correspondance(row):
    """Trouve la meilleure correspondance avec optimisations"""
    meilleur_score = 0
    meilleur_match = None

    sous_ensemble = df_complet[
        df_complet['modele_norm'] == row['modele_norm']
    ]

    if sous_ensemble.empty:
        sous_ensemble = df_complet

    for _, candidat in sous_ensemble.iterrows():

        score_agent = fuzz.token_set_ratio(
            row['agent_norm'],
            candidat['agent_norm']
        )

        score_organe = max(
            fuzz.partial_ratio(
                row['emplacement_norm'],
                candidat['organe_norm']
            ),
            fuzz.partial_ratio(
                row['emplacement_norm'],
                candidat['anomalie_norm']
            )
        )
```

```

    )

    score_total = 0.6 * score_organe + 0.4 * score_agent

    if score_total > meilleur_score:
        meilleur_score = score_total
        meilleur_match = candidat

    return (meilleur_match, meilleur_score) if meilleur_score >= 70 else (None, 0)

resultats = []
for idx, row in df_facture.iterrows():
    match, score = trouver_correspondance(row)
    if match is not None:
        resultat = {
            'Facture_Agent': row['Agent'],
            'Facture_Voiture': row['Voiture'],
            'Facture_Eemplacement': row['Emplacement'],
            'Score_Match': score,
            'Match_Agent': match['AGENT FAC'],
            'Match_Modelle': match['Model/V'],
            'Match_Organe': match['organe'],
            'Match_Anomalie': match['anomalie']
        }
        resultats.append(resultat)

df_resultat = pd.DataFrame(resultats)

if not df_resultat.empty:
    df_resultat.to_excel("resultats_fusion_fiables.xlsx", index=False)
    print(f"Résultats exportés avec {len(df_resultat)} correspondances valides")
else:
    print("Aucune correspondance valide trouvée")

```

FIGURE 55 – Extrait du résultat de l'appariement flou des données factures et diagnostics

Prédiction probabiliste des temps de réparation par régression bayésienne via processus gaussien (GPR)

Ce script met en œuvre un modèle de régression bayésienne basé sur les processus gaussiens (GPR) afin de prédire les temps de réparation de manière probabiliste. Il génère une estimation moyenne accompagnée d'un intervalle de confiance à 90 %, calculé à partir de l'écart-type prédit. L'approche offre une quantification explicite de l'incertitude via la distribution normale, en plus de fournir des métriques classiques telles que le MAE, RMSE et R^2 . Le résultat inclut également une évaluation de la couverture réelle de l'intervalle ainsi que le calcul des pertes de type Pinball Loss sur plusieurs quantiles.

```

[ ]: import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.gaussian_process import GaussianProcessRegressor
from sklearn.gaussian_process.kernels import RBF, WhiteKernel
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, r2_score
from scipy.stats import norm

df = pd.read_excel("newdd.xlsx")
df = df[['Voiture', 'Emplacement', 'Opération', 'Avarie', 'Temps de réparation']].dropna()
df['Temps de réparation'] = df['Temps de réparation'].astype(str).str.replace(',', '.').astype(float)
df = pd.get_dummies(df, columns=['Voiture', 'Emplacement', 'Opération', 'Avarie'])
df = df.loc[:, ~df.columns.duplicated()]
X = df.drop(columns=['Temps de réparation'])
X.columns = X.columns.str.replace('[^A-Za-z0-9_]+', '_', regex=True).str.strip('_')
y = df['Temps de réparation'].values

scaler_X = StandardScaler()
scaler_y = StandardScaler()
X_scaled = scaler_X.fit_transform(X)
y_scaled = scaler_y.fit_transform(y.reshape(-1, 1)).flatten()

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_scaled, y_scaled, test_size=0.2, random_state=42)
y_test_real = scaler_y.inverse_transform(y_test.reshape(-1, 1)).flatten()

kernel = RBF(length_scale=1.0) + WhiteKernel(noise_level=1e-2)
gpr = GaussianProcessRegressor(kernel=kernel, alpha=1e-6, n_restarts_optimizer=10, random_state=42)
gpr.fit(X_train, y_train)
mu, sigma = gpr.predict(X_test, return_std=True)
mu_real = scaler_y.inverse_transform(mu.reshape(-1, 1)).flatten()
sigma_real = sigma * scaler_y.scale_[0]

q05 = mu_real - 1.64 * sigma_real
q95 = mu_real + 1.64 * sigma_real

```

```

q05 = mu_real - 1.64 * sigma_real
q95 = mu_real + 1.64 * sigma_real

coverage = ((y_test_real >= q05) & (y_test_real <= q95)).mean()
width = (q95 - q05).mean()

def pinball(y_true, y_pred, q):
    diff = y_true - y_pred
    return np.mean(np.maximum(q * diff, (q - 1) * diff))

print("\n Gaussian Process Regression Results:")
print(f"MAE : {mean_absolute_error(y_test_real, mu_real):.2f} h")
print(f"RMSE : {np.sqrt(mean_squared_error(y_test_real, mu_real)):.2f} h")
print(f"R² : {r2_score(y_test_real, mu_real):.4f}")

print(f"\n Intervalle 90% prédictif (mu ± 1.64σ):")
print(f" Couverture effective : {coverage * 100:.2f}%")
print(f" Largeur moyenne : {width:.2f} h")

print("\n Pinball Loss :")
for q, qual in [(0.05, q05), (0.5, mu_real), (0.95, q95)]:
    loss = pinball(y_test_real, qual, q)
    print(f"q={q:.2f}: {loss:.4f}")

```

FIGURE 56 – Prédiction probabiliste des temps de réparation par GPR : intervalle à 90% et évaluation de la précision

Annexe C

Diagramme de Pareto du nombre de camions par région

Ce graphique met en évidence la répartition des camions utilisés selon les régions desservies. Il permet d'identifier les zones géographiques où la logistique est la plus sollicitée, en se basant sur la fréquence d'affectation des camions.

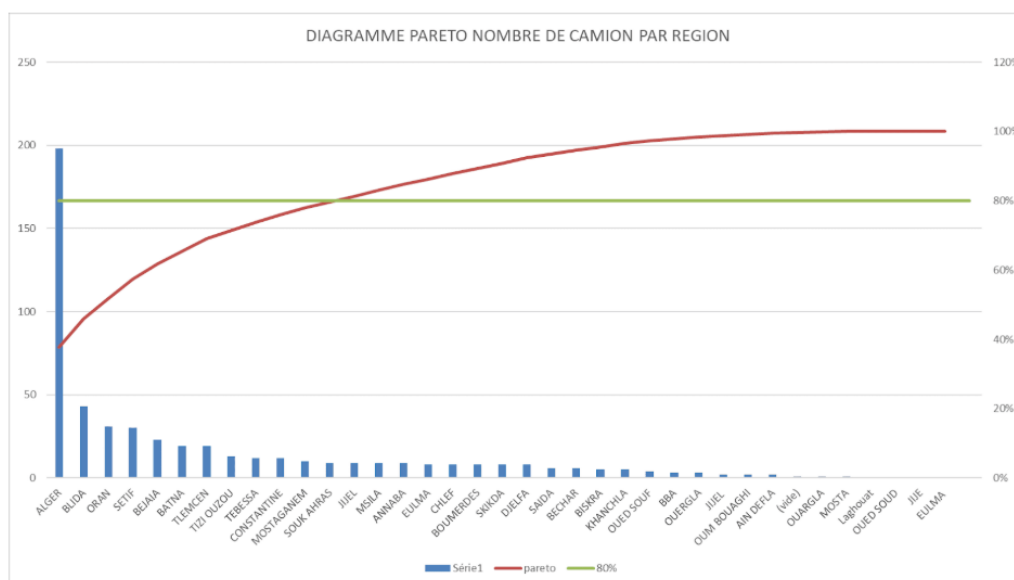


FIGURE 57 – Diagramme de Pareto du nombre de camions par région

Écart des coûts de camions par région

Ce diagramme représente les écarts de coûts logistiques moyens des camions par région. Il met en lumière les zones où les surcoûts sont fréquents, fournissant ainsi une base pour prioriser les analyses d'optimisation.

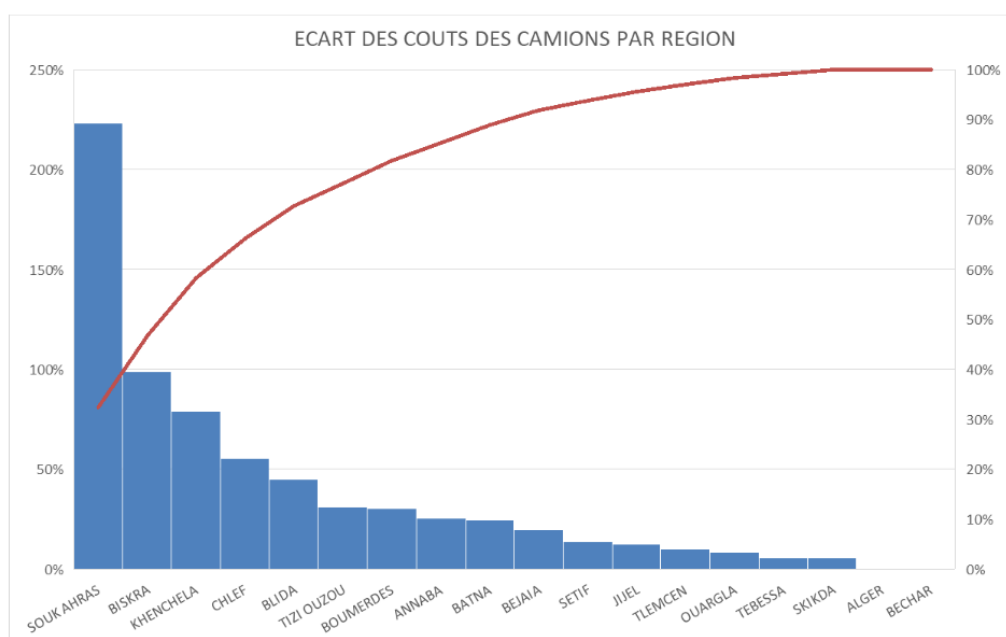


FIGURE 58 – Écart des coûts de camions par région

Cumul des écarts de coûts par région

Ce graphique cumule les écarts de coûts de transport enregistrés par région, permettant d'identifier les territoires générant les plus grandes pertes financières potentielles sur l'ensemble de la période étudiée.

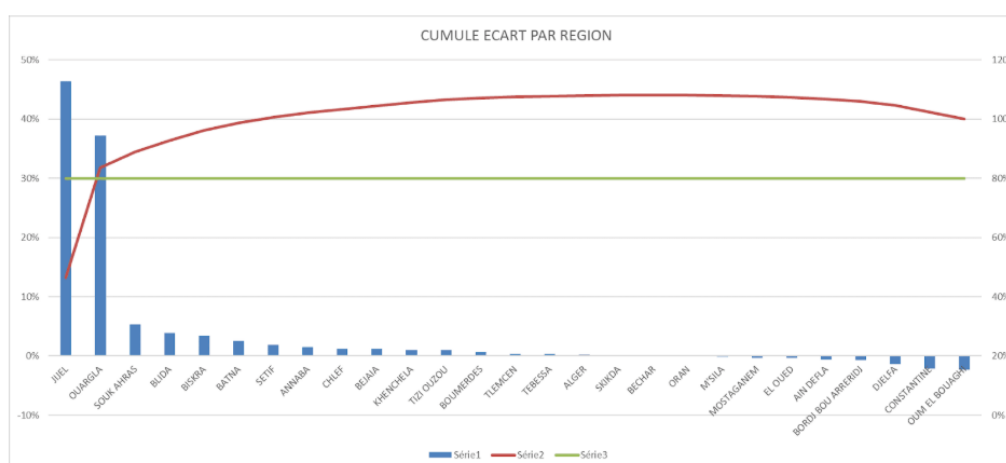


FIGURE 59 – Cumul des écarts de coûts par région

Annexe D

Temps de réparation moyen par type d'avarie

Ce graphique compare les durées moyennes de réparation selon les différents types d'avaries observés. Il permet de visualiser l'impact relatif de chaque avarie sur la charge de travail des ateliers et d'identifier les cas générant les interventions les plus longues.

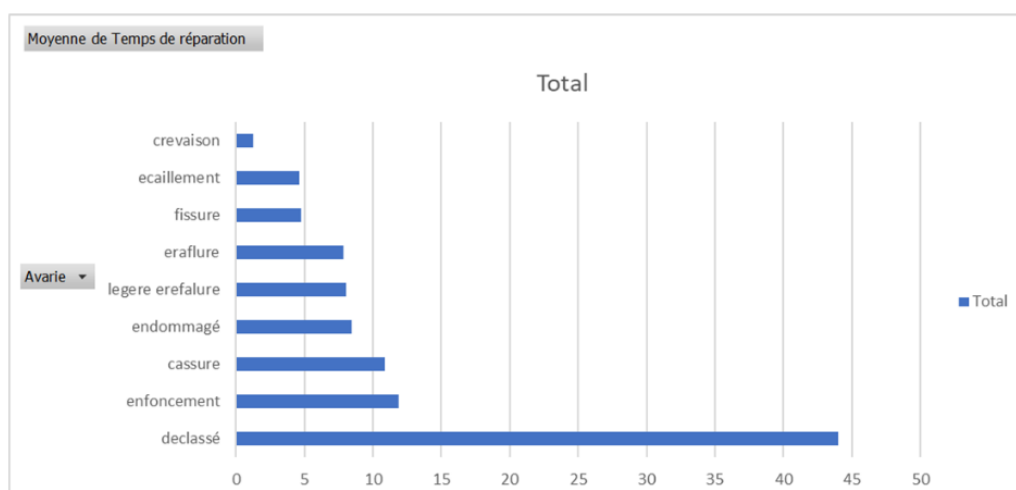


FIGURE 60 – Temps de réparation moyen par type d'avarie

Nombre total de véhicules réparés par modèle

Ce diagramme présente la distribution des réparations réalisées par modèle de véhicule. Il permet d'identifier les modèles les plus fréquemment concernés par des interventions, ce qui peut orienter les priorités de maintenance ou de formation technique.

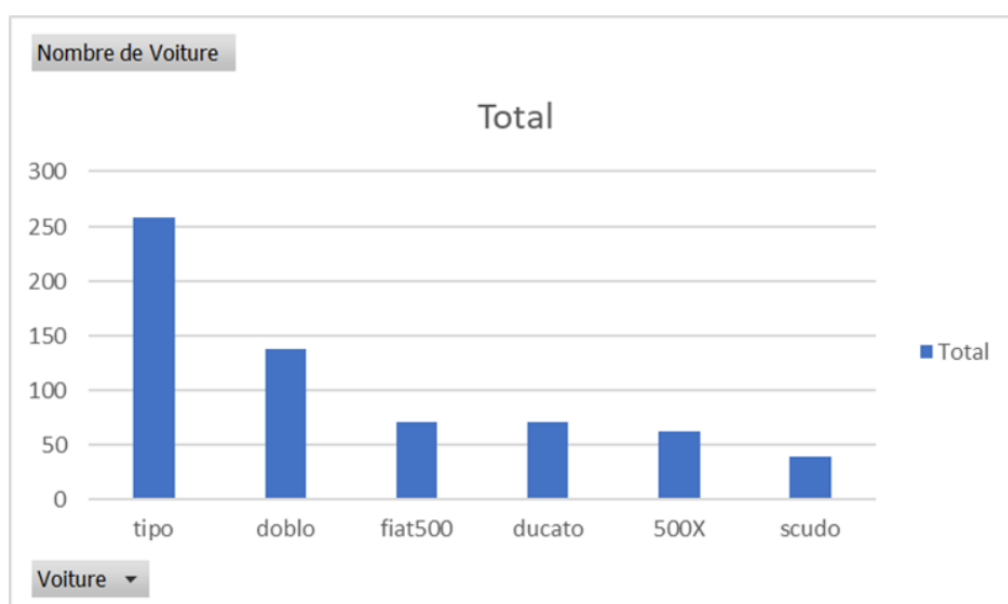


FIGURE 61 – Nombre total de véhicules réparés par modèle

Répartition des avaries par emplacement sur le véhicule

Cette visualisation montre les zones du véhicule les plus souvent endommagées, offrant une vue utile pour adapter les stocks de pièces détachées ou renforcer les contrôles sur les zones vulnérables.

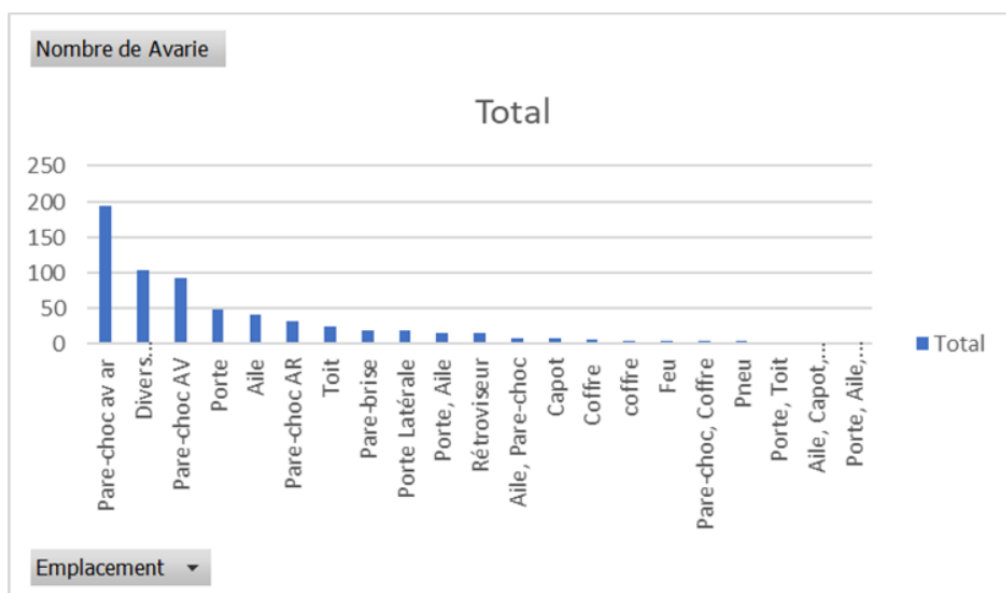


FIGURE 62 – Répartition des avaries par emplacement

Annexe E

Répartition entre agents agréés et agents réparateurs

Ce diagramme illustre la part respective des agents agréés . Il permet d'évaluer l'équilibre du réseau en matière de diagnostic et d'intervention.

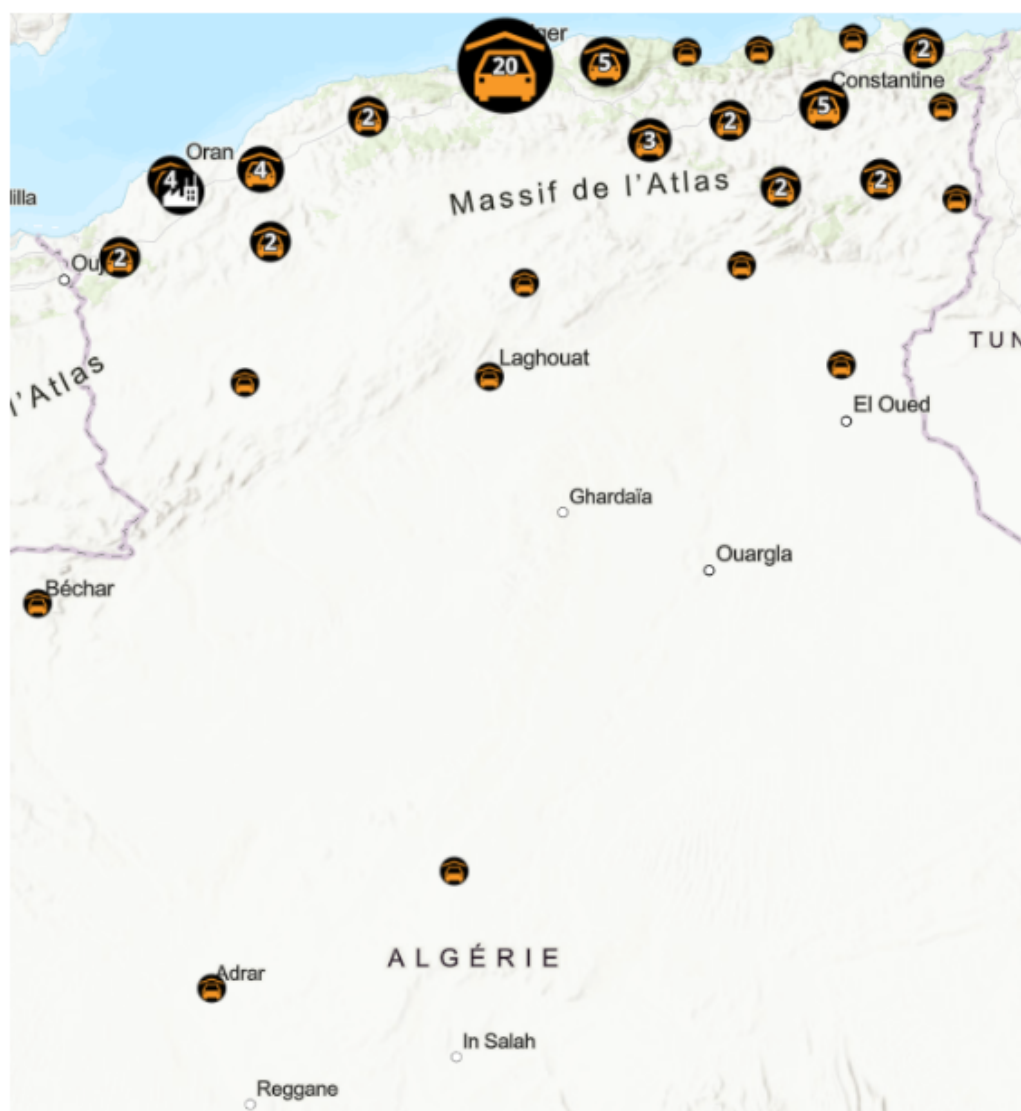


FIGURE 63 – Répartition entre agents agréés et agents réparateurs