

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
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 – Management industriel

Optimisation de la gestion des stocks dans les supply chain incertaines

- Application : Produits chimiques au sein de la division Well
construction de SLB NAF (Ex-Schlumberger) -

Réalisé par :

MADANI Yousra

DOUMI Hiba Nihal

Sous la direction de :

Dr. ZOUAGHI Iskander (ENP)

M. AZROU Bilel (SLB)

Présenté et soutenu publiquement le 06 juillet 2024, devant le jury composé de :

M. ABBACI Ayoub	ENP	MCA	Président
M. BOUKABOUS Ali	ENP	MAA	Examineur
M. ZOUAGHI Iskander	ENP	MCA	Promoteur
M. AZROU Bilel	SLB	Planning & SC NAF Manager	Promoteur

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique
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 – Management industriel

**Optimisation de la gestion des stocks dans les supply
chain incertaines**

**- Application : Produits chimiques au sein de la division Well
construction de SLB NAF (Ex-Schlumberger) -**

Réalisé par :

MADANI Yousra

DOUMI Hiba Nihal

Sous la direction de :

Dr. ZOUAGHI Iskander (ENP)

M. AZROU Bilel (SLB)

Présenté et soutenu publiquement le 06 juillet 2024, devant le jury composé de :

M. ABBACI Ayoub	ENP	MCA	Président
M. BOUKABOUS Ali	ENP	MAA	Examineur
M. ZOUAGHI Iskander	ENP	MCA	Promoteur
M. AZROU Bilel	SLB	Planning & SC NAF Manager	Promoteur

Dédicaces

"En exprimant notre gratitude, nous ne devons jamais oublier que la plus haute appréciation n'est pas de prononcer des mots mais de les vivre."

Il y a des moments dans la vie où les mots semblent insuffisants pour exprimer la gratitude que l'on ressent. Ce travail, résultat de tant d'efforts et de persévérance, est l'aboutissement d'un chemin semé de défis, d'apprentissages et de rencontres inoubliables.

Je tiens à dédier ce projet à ceux qui ont éclairé mon chemin et soutenu mes rêves, et sans qui ce parcours aurait été bien différent.

A toutes celles et ceux qui me sont chers.

A mes parents bien aimés, pour leur dévouement, leurs sacrifices et leur soutien. Votre fierté est ma plus grande réussite.

A toi mon cher papa, Homme de principes et de valeurs, toi qui m'aime tant, toi qui crois tant en moi, toi qui m'a appris le travail et la persévérance, tu es pour moi le symbole de ce à quoi j'aspire, être digne de toi serait mon plus grand accomplissement.

A toi ma belle maman, qui s'est tant sacrifiée, qui m'a tant aidé, pour ton amour et ta bienveillance, pour ta douceur et ta joie de vivre, t'avoir auprès de moi me réchauffé le cœur et est la raison de mon existence.

A mes trois sœurs, pour qui je porte tant d'affection, je vous souhaite toute la réussite et tout le bonheur du monde.

A toute ma famille, mes oncles et mes tantes, mes cousins et mes cousines, être des vôtres est une bénédiction.

A mes amis du lycée Amara, qui m'ont vu grandir et mûrir, nos moments passés ensemble ne s'effaceront jamais.

À toutes celles et ceux qui ont fait de ces cinq dernières années une expérience enrichissante, pleine de rires et de souvenirs. Tous nos échanges, nos moments passés ensemble, notre entraide et notre solidarité ont été les piliers de ce parcours. Merci du fond du cœur pour votre présence et votre amitié inestimable.

A mes amis proches qui se reconnaîtront, mélodie de valeurs vraies, à la lumière de nous, tout simplement merci.

A ma chère binôme et amie, notre tandem forme une équipe d'exception où notre complémentarité fait des miracles.

À toutes celles et ceux dont nos chemins se sont croisés un jour pour se séparer.

À toutes les âmes généreuses que Dieu m'a permis de croiser. À ces personnes qui m'ont tendu la main et qui m'ont soutenue avec des mots simples mais puissants : "parce que tu en es digne."

A vous cet humble travail est dédié.

Yusra MADANI

Dédicaces

Ce projet va bien au-delà d'une simple case cochée dans ma liste d'objectifs ; il marque un véritable jalon sur mon petit chemin de vie, orné de précieuses rencontres et d'expériences.

Ce projet, tout comme toutes mes années d'études, sont dédiés à ma famille, là où l'amour naît et n'a pas de limites.

À mon cher papa, que j'admire pour l'Homme, l'époux et le père exceptionnel qu'il est. Ton amour, tes valeurs et tes enseignements m'accompagneront à jamais. J'espère un jour être digne de ta grandeur.

À ma chère et tendre maman, la guerrière qui semble ne jamais connaître l'épuisement. Tes prières, tes conseils, ta présence et tes sacrifices sont et resteront les piliers de ma réussite.

À Youcef, dont la sagesse, la patience et la discipline m'inspireront toujours. Tu incarnes à la perfection ce qu'il y a de plus précieux chez un frère.

À Rania, ma petite-grande sœur. Tu es le rayon de soleil qui illumine nos vies. J'espère pouvoir te voir grandir et t'accompagner dans tes réussites.

Je vous aime.

À l'ensemble de ma famille paternelle et maternelle, avec une pensée spéciale pour mon pépé, Allah Yarahmou,

À Kikiss et Alaa, mes sœurs de cœur, dont l'amitié ne connaît pas de frontières.

À Yousra, bien plus qu'un binôme, tu es une amie très précieuse. Le meilleur est à venir pour nous deux, Inch'Allah.

À toutes les belles rencontres que j'ai faites durant mon passage à Polytech', en particulier la team Hassi.

À tous ceux et celles qui me sont chers.

Hiba Nihal DOUMI

Remerciements

Avant tout, nous remercions Allah le tout puissant, de nous avoir donné la force et la patience nécessaires pour mener à bien ce modeste travail.

Nous tenons tout d'abord à adresser nos remerciements et toute notre reconnaissance à notre encadrant Monsieur ZOUAGHI Iskander, pour nous avoir assistées, encouragées, poussées de l'avant durant toute la période de notre stage, il a été d'une aide et d'un soutien précieux tout au long du déroulement de ce projet.

Aussi, nos sincères remerciements vont à notre encadrant au niveau de SLB, M. AZROU Bilel, pour son assistance, sa bienveillance et son précieux savoir.

Notre profonde gratitude va ensuite à l'ensemble de l'équipe SLB et en particulier : M. ABDELHADI Mohamed, M. BENKHEDA Samir, M. LAIB Ryad et M. BENKEROU Ramtane pour leur accompagnement durant notre stage, pour leur aide précieuse et pour leur gentillesse.

Nous tenons également à remercier M. BOUKABOUS Ali et M. ABBACI Ayoub pour avoir consacré leur temps à la lecture et à l'examen de ce travail, ainsi que pour leur contribution précieuse au cours de ces trois dernières années.

Que toutes les personnes ayant participé de près ou de loin à la réalisation de notre projet trouvent ici le témoignage de notre gratitude et de nos remerciements.

Yousra & Hiba

ملخص

هذا العمل يندرج ضمن إطار تحسين عملية إدارة المخزون في قسم بناء الآبار في شركة SLB NAF. بدأنا أولاً بتصنيف المنتجات، ثم قمنا بتوقع الطلب باستخدام نماذج إحصائية ونماذج أخرى قائمة على التعلم الآلي، ومن ثم تحققنا من صحة النموذج باستخدام مؤشرات الأداء المناسبة. بعد ذلك، نستخدم نموذجاً رياضياً لتحديد الكميات الاقتصادية المطلوب طلبها من المواد الكيميائية، بهدف تلبية طلب العملاء وتقليل تكاليف اللوجستية.

كلمات مفتاحية: إدارة المخزون، التنبؤ، النمذجة، التعلم الآلي

Abstract

This work aims to optimize the stock management process within the Well Construction division of SLB NAF. To achieve this, we started by classifying products. We then forecast demand using statistical models and other machine learning-based models, followed by validating the model using appropriate performance indicators. Subsequently, we employ a mathematical model to determine the economic order quantity for each chemical product, ensuring both customer demand fulfilment and logistical cost minimization.

Keywords: stock management, forecasting, modelling, machine learning.

Résumé

Ce travail s'inscrit dans le cadre de l'optimisation du processus de la gestion des stocks au sein de la division well construction de SLB NAF. Afin de concrétiser cela, nous avons d'abord procédé à une classification des produits. Nous procédons ensuite à la prévision de la demande à l'aide de modèles statistiques et d'autres modèles basés sur l'apprentissage automatique, avant de passer à la validation du modèle grâce aux indicateurs de performance adéquats. Après cela, nous utilisons un modèle mathématique dont l'objectif est de trouver la quantité économique à commander pour chaque produit chimique, qui assure à la fois une réponse à la demande des clients et une minimisation des coûts logistiques.

Mots clés: gestion des stocks, prévision, modélisation, apprentissage automatique.

Table des matières

Liste des abréviations

Liste des figures

Liste des tableaux

Introduction Générale	15
1. Etat des lieux	18
1.1 Présentation générale du marché	19
1.1.1 Industrie des services pétroliers dans le monde	20
1.1.2 Industrie des services pétroliers en Algérie	22
1.2 Présentation de SLB	22
1.2.1 SLB	22
1.2.2 Divisions et Business Lines	23
1.2.3 Geounits	27
1.3 SLB North Africa (NAF)	28
1.4 Gestion de la Supply Chain de SLB NAF	29
1.5 Diagnostic de SLB NAF	34
1.5.1 Diagnostic externe	34
1.5.2 Diagnostic interne	36
1.5.2.1 Choix du référentiel d'audit	36
1.5.2.2 Démarche de l'audit SCOR	38
1.6 Énoncé de la problématique	45
2. Etat de l'art	48
2.1 Concepts liés à la supply chain	49
2.1.1 Définition de la supply chain	49
2.1.2 Supply Chain entre efficacité et réactivité	51
2.2 La supply chain dans le secteur pétrolier	53
2.2.1 La nécessité d'une supply chain réactive dans le Oil & Gas	53
2.2.2 Pourquoi la gestion des stocks est indispensable pour la réactivité de la supply chain ?.....	54
2.3 Gestion des stocks	54
2.3.1 Définition	55
2.3.2 Coûts liés à la gestion des stocks	56
2.3.3 Outils et approches utilisés dans la gestion des stocks	57
2.3.4 Politiques de la gestion des stocks	58
2.4 Prédiction de la demande : Définition, importance et méthodes	58
2.4.1 Principes théoriques de la prédiction de la demande	59
2.4.2 Méthodes statistiques de prédiction	59
2.4.2.1 Concept des séries temporelles	60
2.4.2.2 Méthodes autoprojectives de prédiction	62
2.4.2.3 Limites des méthodes économétriques de prédiction	69
2.4.3 Méthodes de prédiction basées sur l'intelligence artificielle	71

2.4.3.1 Régression linéaire	72
2.4.3.2 Random Forest	72
2.4.3.3 Support Vector Regression	73
2.4.3.4 Facebook Prophet	73
2.4.3.5 Modèles basés sur les réseaux de neurones	74
2.4.3.6 Amplification Extrême du Gradient (XGBOOST)	77
2.4.3.7 Avantages et inconvénients de chaque méthode	77
2.5 L'aide multicritère à la décision	80
3. Résolution de la problématique	84
3.1 Préparation et compréhension des données	85
3.2 Prévisions de la demande	90
3.2.1 Analyse informelle de la série chronologique	90
3.2.2 Tests statistiques	91
3.2.3 Application des méthodes de prévision adaptées	94
3.3 Prévisions basées sur le Machine Learning	97
3.3.1 Choix des modèles adaptés	98
3.3.2 Génération des données synthétiques	99
3.3.3 Application du modèle Random Forest	100
3.3.4 Application du modèle LSTM	101
3.3.5 Validation du modèle	102
3.4 Dimensionnement des stocks de sécurité	103
3.5 Modèle mathématique pour la planification de la demande	104
3.5.1 Approche et méthodologie	105
3.5.2 Modélisation	105
3.5.3 Implémentation du modèle sous CPLEX	108
3.5.4 Résultats	109
3.6 Perspectives	110
3.6.1 Collecte des données	111
3.6.2 Données utilisées dans le modèle	111
Conclusion générale	113
Bibliographie	115
Annexes	122

Liste des abréviations

AHP - Analyse Hiérarchique des Procédés

AR - AutoRégressif

ASLOG - Association Française pour la Logistique

BJ - Box & Jenkins

BP - British Petroleum

CEO - Chief Executive Officer

COPS - Compagnie des Opérations Pétrolières Schlumberger

D&I - Digital and Integration

DF – Ducky Fuller

DSOH - Day Stock On Hand

EBITDA - Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization

EMS - Engineering, Manufacturing, and Sustaining

FED - Federal Reserve

FDP - Forecasting and Demand Planning

GAC - Global Activity Capture

GNL - Gaz Naturel Liquéfié

GPL - Gaz de Pétrole liquéfié

GPS - Global Positioning System

HESP - Halliburton Entreprise de services aux puits

HWNS – Holt Winter Non Saisonnière

IA - Intelligence Artificielle

IBP - Integrated Business Planning

IC - Indice de cohérence

ICA - Indice de cohérence aléatoire

I - Intégré

IoT - Internet of Things

KL - Kullback-Leibler

KS - Kolmogorov-Smirnov

LSTM - Long Short-Term Memory

MAD - Mean Absolute Deviation
MAPE - Mean Absolute Pourcentage Error
MA - Moyenne mobile
M&R - Material & Supplies
MRP - Material Requirements Planning
NAF - North Africa
OPEP - Organisation des Pays Exportateurs de Pétrole
P&SC - Planning & Supply Chain
PESTEL - Politique, Économique, Socioculturel, Technologique, Écologique, Légal
PIB - Produit Intérieur Brut
PS - Production System
PSD - Product & Service Delivery
RF - Random Forest
RFID - Radio-Frequency Identification
RL - Régression linéaire
RNN - Recurrent Neural Network
RP - Reservoir Performance
SCM - Supply Chain Master
SCOR - Supply Chain Operations Reference
SPA - Société par Actions
SPS - Services Pétroliers Schlumberger
SS - Stock de Sécurité
SVM - Support Vector Regression
TLM - Technology Lifecycle Management
TS - Trend Stationary
TVAE - Tabular Variational AutoEncoder
WCF - Well Construction Fluids
WC - Well Construction
XGBoost - Extreme Gradient Boosting

Liste des Figures

- 1.1 Représentation des 3 phases des processus de l'industrie pétrolière.
- 1.2 Evolution du prix du pétrole entre 2013 et 2024.
- 1.3 Evolution du revenu de SLB entre 2010 et 2023.
- 1.4 Les 4 divisions de SLB avec leur business lines et product lines.
- 1.5 Evolution du revenu des 4 divisions de SLB entre 2022 et 2023.
- 1.6 Schématisation du processus de cimentation.
- 1.7 Répartition des Geounits de SLB à travers le monde.
- 1.8 Carte de SLB North Africa.
- 1.9 Processus Planning & Supply Chain.
- 1.10 Organisation de P&SC.
- 1.11 Organisation de P&SC par Geounit.
- 1.12 Cartographie des processus depuis l'expression du besoin en jobs jusqu'à leur finalisation.
- 1.13 Positionnement des référentiels logistiques.
- 1.14 Domaines couverts par les référentiels logistiques.
- 1.15 Cartographie de niveau 1 des processus SCOR.
- 1.16 Cartographie de niveau 2 du processus de planification.
- 1.17 Evolution chronologique du surplus/rupture de stocks des produits chimiques entre 2021 et 2024.
- 2.1 Classification des produits selon l'incertitude de la demande et de la supply chain
- 2.2 Les différentes approches de la gestion des stocks
- 2.3 Récapitulatif des méthodes de prévision statistiques
- 2.4 Décomposition des séries temporelles de l'ensemble de données sur les passagers aériens
- 2.5 Etapes de la méthodologie de prévision autoprojective
- 2.6 Stratégie du test de Dickey Fuller
- 2.7 Méthodologie de Box Jenkins
- 2.8 Méthodologie de Random Forest
- 2.9 Architecture LSTM
- 2.10 Structure LSTM

- 2.11 Structure hiérarchique de la méthode AHP
- 3.1 Historique de consommation des produits chimiques.
- 3.2 Evolution des lead times des produits chimiques entre 2022 et 2024.
- 3.3 Carte des fournisseurs des produits chimiques.
- 3.4 Graphe de consommation du D044
- 3.5 Corrélogramme de la série D044 (Eviews)
- 3.6 Test ANOVA de la série D044
- 3.7 Test DF modèle [6] série D044
- 3.8 Test DF modèle [5] série D044
- 3.9 Test DF de ϕ de la série D044
- 3.10 Résultats de l'application de la méthodologie HWNS
- 3.11 Graphe comparatif des résultats HWNS
- 3.12 Automatic ARIMA forecasting Model – D044
- 3.13 Modèle ARMA (5,1) de la série D044
- 3.14 Modèle AR (5) de la série D044
- 3.15 Modèle MA (1) de la série D044
- 3.16 Représentation des prévisions du D044 sur 3 mois (Random Forest).
- 3.17 Représentation des prévisions du D044 sur 3 mois (LSTM).
- 3.18 Définition des variables sous CPLEX
- 3.19 Importation des données depuis le fichier Excel alloué
- 3.20 Définition des fonctions sous CPLEX
- 3.21 Expression des contraintes sous CPLEX
- 4.1 Référentiel Logistique ASLOG
- 4.2 La roue de la supply chain
- 4.3 Les niveaux de maturité de la supply chain
- 4.4 Décomposition de la Supply Chain selon le modèle SCOR
- 4.5 Niveaux hiérarchiques du modèle SCOR
- 4.6 Attributs de performance SCOR
- 4.7 Corrélogramme de la série D124
- 4.8 Corrélogramme de la série D178

- 4.9 Corrélogramme de la série D907
- 4.10 Corrélogramme de la série D174
- 4.11 Corrélogramme de la série D237
- 4.12 Corrélogramme de la série D182
- 4.13 Corrélogramme de la série D189A
- 4.14 Corrélogramme de la série D600G
- 4.15 Corrélogramme de la série D080A
- 4.16 Code Random Forest
- 4.17 Prédictions RF vs valeurs réelles D080A
- 4.18 Prédictions RF vs valeurs réelles D124
- 4.19 Prédictions RF vs valeurs réelles D174
- 4.20 Prédictions RF vs valeurs réelles D178
- 4.21 Prédictions RF vs valeurs réelles D189A
- 4.22 Prédictions RF vs valeurs réelles D182
- 4.23 Prédictions RF vs valeurs réelles D237
- 4.24 Prédictions RF vs valeurs réelles D600G
- 4.25 Prédictions RF vs valeurs réelles D907
- 4.26 Code LSTM
- 4.27 Prédictions LSTM et valeurs réelles D080A
- 4.28 Prédictions LSTM et valeurs réelles D124
- 4.29 Prédictions LSTM et valeurs réelles D174
- 4.30 Prédictions LSTM et valeurs réelles D178
- 4.31 Prédictions LSTM et valeurs réelles D189A
- 4.32 Prédictions LSTM et valeurs réelles D182
- 4.33 Prédictions LSTM et valeurs réelles D237
- 4.34 Prédictions LSTM et valeurs réelles D60

Liste des tableaux

- 1.1 Informations générales sur les 3 leaders du marché parapétrolier dans le monde.
- 1.2 Volume de production, exportations et importation du pétrole en Algérie (2020-2021)
- 1.3 Analyse PESTEL
- 1.4 Classification des référentiels d'audit logistique selon la taille de l'entreprise.
- 1.5 Tableau de niveau 2 du processus de planification.
- 1.6 Tableau de niveau 3 du processus de planification de la Supply Chain.
- 1.7 Tableau de niveau 3 du processus de planification de l'approvisionnement.
- 1.8 Tableau de niveau 3 du processus de planification de la distribution.
- 1.9 Description des dysfonctionnements recensés.
- 1.10 Analyse QQQQCP de la problématique.
- 2.1 Facteurs clés de différenciation entre chaîne logistique efficiente et réactive
- 2.2 Coûts de gestion des stocks
- 2.3 Politiques de gestion des stocks
- 2.4 Facteurs internes et externes influençant la demande
- 2.5 Métriques de mesure de l'erreur de prévision
- 2.6 Limites des modèles économétriques liées aux données
- 2.7 Avantages et inconvénients des Méthodes de prévision basées sur l'intelligence artificielle
- 2.8 Echelle de Saaty
- 2.9 Indice de cohérence aléatoire
- 3.1 Description des classes ABC
- 3.2 Description des classes XYZ
- 3.3 Description des classes ABC-XYZ
- 3.4 Classification ABC – XYZ des produits
- 3.5 Résultats des méthodes de lissage pour le produit D044
- 3.6 Matrice de décision des méthodes du Machine Learning.
- 3.7 Mesures de fiabilité et de qualité des données synthétiques.
- 3.8 Résultats des prévisions sur 3 mois pour le produit D044 (Random Forest)
- 3.9 Résultats des prévisions sur 3 mois pour le produit D044 (LSTM)
- 3.10 Validation du modèle
- 3.11 Résultats du calcul des stocks de sécurité.
- 3.12 Variables du modèle de planification

- 3.13 Résultats du modèle
- 3.14 Sources de données de prévision
- 3.15 Variables exogènes de la prévision
- 4.1 Les trois niveaux d'évaluation de l'ASLOG
- 4.2 Niveaux hiérarchiques du modèle SCOR
- 4.3 Grille d'évaluation des métriques du processus de planification de la supply chain
- 4.4 Grille d'évaluation des bonnes pratiques du processus de planification de la supply chain
- 4.5 Grille d'évaluation des métriques du processus de planification de l'approvisionnement
- 4.6 Grille d'évaluation des bonnes pratiques du processus de planification de l'approvisionnement
- 4.7 Grille d'évaluation des métriques du processus de planification de la distribution
- 4.8 Grille d'évaluation des bonnes pratiques du processus de planification de la distribution
- 4.9 Classification ABC des produits
- 4.10 Classification XYZ des produits
- 4.11 Résultats des tests statistique de saisonnalité et de stationnarité
- 4.12 Validité des modèles Box Jenkins
- 4.13 Matrice de comparaison du critère 1
- 4.14 Matrice de comparaison du critère 2
- 4.15 Matrice de comparaison du critère 3
- 4.16 Matrice de comparaison du critère 4
- 4.17 Matrice de comparaison du critère 5
- 4.18 Matrice de comparaison du critère 6
- 4.19 Matrice de comparaison du critère 7
- 4.20 Matrice de comparaison entre les critères
- 4.21 Résultats Random Forest
- 4.22 Résultats LSTM
- 4.23 Calcul détaillé des stocks de sécurité.
- 4.24 Données du modèle de planification.

Introduction Générale

Introduction générale

Le secteur des services pétroliers est un pilier fondamental de l'économie mondiale, assurant une fourniture continue d'énergie nécessaire pour le transport, la production industrielle, le chauffage, etc. Les entreprises opérant dans ce secteur doivent surmonter des défis techniques et logistiques considérables pour maintenir leur rentabilité et répondre efficacement aux besoins de leurs clients. La gestion des stocks de produits chimiques utilisés dans les opérations de forage et de construction de puits représente l'un de ces défis majeurs. Ces produits chimiques sont essentiels pour garantir la réussite des opérations de forage, mais leur gestion présente des problématiques assez fastidieuses en raison de la nécessité de répondre à des demandes fluctuantes et imprévisibles.

En raison de la mondialisation de l'industrie et de la nécessité vitale de disposer des bons produits chimiques au bon moment et en justes quantités, les sociétés opérant dans le secteur des services pétroliers, notamment le leader mondial SLB, recherchent des solutions de planification avancées et efficaces, permettant de générer un impact positif sur leurs performances opérationnelles et financières.

Dans un contexte où SLB Algérie cherche à satisfaire sa demande en produits chimiques et à garantir leur disponibilité sur les puits de forage, nous avons travaillé, dans le cadre de notre projet, sur l'amélioration du processus de gestion des stocks de produits chimiques au sein de la division Well Construction, spécifiquement pour la business line Well Construction Fluids (WCF) de SLB Algérie.

En premier lieu, nous avons mené un audit interne et externe qui nous a permis de comprendre les processus de planification mis en place au sein de la division, en tenant compte des exigences et contraintes spécifiques de l'environnement externe de SLB en Algérie. Cet audit nous a permis d'identifier et d'adresser les dysfonctionnements dans les processus de planification des stocks de produits chimiques. Nous avons mis en lumière plusieurs points critiques, notamment des lacunes dans la précision des prévisions de demande, des défis liés à la gestion des niveaux de stock optimaux, et des inefficiences dans le réapprovisionnement des produits chimiques. Ceci nous a permis de clairement définir le cadre de notre étude, traduit par l'interrogation suivante :

Comment contribuer à l'optimisation de la gestion des stocks des produits chimiques au sein de la division Well Construction (WC) ?

Pour répondre à cette question, nous commençons par une analyse prévisionnelle essentielle pour comprendre l'évolution et le comportement de cette demande. En utilisant une classification ABC-XYZ qui intègre divers critères influençant la gestion des stocks (Lead time et consommation) et leur variabilité, nous délimitons le cadre de notre étude.

Ensuite, nous procédons à la prévision de la demande en utilisant des modèles statistiques traditionnels ainsi que des modèles basés sur l'apprentissage automatique. Cette approche nous permet d'anticiper de manière plus précise les besoins futurs en produits chimiques.

Par la suite, nous employons un modèle mathématique visant à déterminer la quantité économique à commander pour chaque produit chimique. L'objectif est de trouver un équilibre optimal entre la satisfaction des demandes clients et la minimisation des coûts logistiques associés. Ce modèle nous aide à prendre des décisions plus justes sur les volumes de commandes, contribuant ainsi à optimiser la gestion des stocks tout en améliorant la performance globale de la division Well Construction.

Pour mener à bien cette mission, ce travail est structuré en trois chapitres distincts. Le premier chapitre vise à présenter le marché parapétrolier, à présenter l'entreprise et son environnement interne et externe, ainsi qu'à introduire ses processus, notamment le processus global et l'approche de l'audit.

Le deuxième chapitre explique les concepts et définitions théoriques essentiels qui soutiendront la conception de notre solution (Modèles de prévision, gestion des stocks, etc.). Enfin, le troisième et dernier chapitre est consacré au développement et à la mise en œuvre des prévisions de la demande en produits chimiques, ainsi qu'à la modélisation et l'implémentation du modèle mathématique nécessaire pour le calcul des quantités économiques à commander.

Chapitre 01

Etat des lieux

Introduction

Dans ce premier chapitre, nous allons réaliser une étude de l'état des lieux pour comprendre au mieux l'environnement de l'entreprise et cerner la problématique à travers un diagnostic approfondi des dysfonctionnements au sein de la fonction Planning & Supply Chain de la division Well Construction.

Nous débuterons par une analyse de l'industrie des services pétroliers pour contextualiser nos notre, ensuite nous définirons SLB ainsi que son organisation dans le monde avec ses différentes divisions, business lines et geounits. Nous examinerons par la suite SLB NAF et SLB Algérie avant de détailler l'organisation de leur Supply Chain, en mettant particulièrement l'accent sur la fonction Planning & Supply Chain au sein de la division Well Construction qui nous intéresse. Nous procéderons ensuite au diagnostic, interne et externe, que nous avons menées afin de recenser les différents dysfonctionnements et cerner très clairement la problématique sur laquelle portera notre étude.

1.1 Présentation générale du marché

L'industrie pétrolière et gazière est l'un des plus grands secteurs au monde en termes de valeur monétaire, générant un chiffre d'affaires mondial estimé à \$7,330.80 milliards de dollars en 2023 avec un indice de croissance de 4.9% comparé à 2022. Le pétrole est crucial pour le cadre économique mondial, impactant tout, des transports au chauffage en passant par l'électricité, la production industrielle et la fabrication des biens.

L'industrie du pétrole et du gaz est divisée en trois parties :

- **L'amont (Upstream)** : Cette première étape comprend la recherche de gisements naturels de gaz sous-marins et souterrains ou de champs de pétrole brut, ainsi que le forage de puits d'exploration et le forage dans des puits établis pour récupérer du pétrole et du gaz.
- **L'intermédiaire (mid-stream)** : Cette deuxième étape comprend la mise en place d'usines de gaz naturel, la production de gaz naturel liquéfié (GNL), le stockage et le transport du pétrole et du gaz. Le transport peut inclure des navires-citernes, des pipelines et des flottes de camions, entre autres moyens.
- **L'aval (Downstream)** : Cette dernière étape fait référence à la filtration des matières premières obtenues pendant la phase amont. Cela signifie le raffinage du pétrole brut et la purification du gaz naturel. La commercialisation et la distribution commerciale de ces produits aux consommateurs et aux utilisateurs finaux prennent différentes formes, notamment le gaz naturel, le diesel, l'essence, l'essence, les lubrifiants, le kérosène, le carburant d'avion, l'asphalte, le fioul domestique, le GPL (gaz de pétrole liquéfié) ainsi que divers autres types de produits pétrochimiques

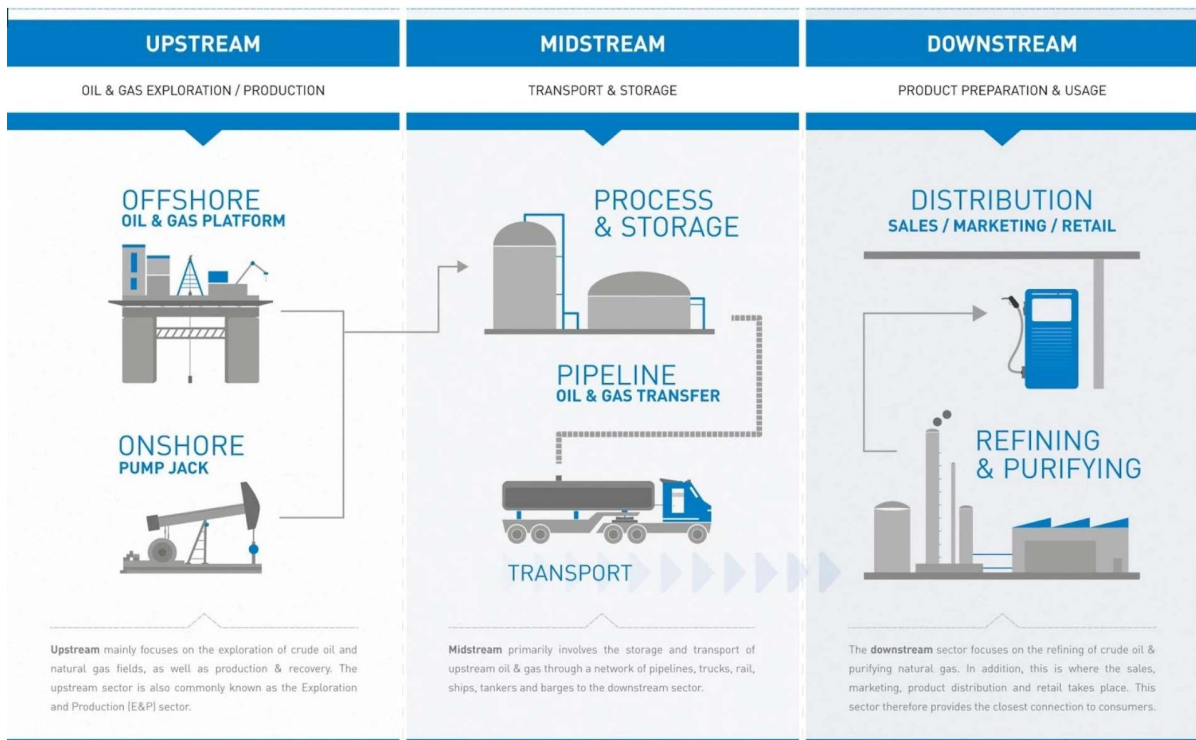


Figure 1.1 : Représentation des 3 phases des processus de l'industrie pétrolière. [1]

1.1.1 Industrie des services pétroliers dans le monde

Dans la chaîne de valeur de l'industrie pétrolière et gazière, le secteur des services pétroliers constitue un partenaire clé pour les entreprises d'exploration et de production. Les acteurs du secteur fournissent, pour le compte des entreprises pétrolières, diverses activités incluant la réalisation d'études sismiques, la construction d'unités de raffinage, la conception d'équipements et d'outils de forage et l'évaluation et la gestion des réservoirs.

L'industrie des services pétroliers est souvent assimilée à un oligopole composé de 3 leaders que sont : **SLB (Ex - Schlumberger)**, **Halliburton** et **Baker Hughes** et d'une frange concurrentielle composée de nombreux acteurs de taille plus modeste (**weatherford**, **Petrofac**). Le tableau 1.1 répertorie l'essentiel à savoir sur les 3 leaders du marché parapétrolier dans le monde.

Entreprise	Baker Hughes	SLB	Halliburton
Revenu (2023)	\$25.5 Milliards	\$33,135 Milliards	\$23.018 Milliards
Taux de croissance du	+ 17.05%	+ 18%	+ 13.41%

revenu (2023 par rapport à 2022)			
Présence mondiale (2023)	120 pays	120 pays	70 pays
Capitalisation boursière (2024)	70, 824 Milliards \$	34,393 Milliards \$	29,569 Milliards \$
Taux de croissance de l'EBITDA ajustée (2023 par rapport à 2022)	+ 26%	+ 24.5%	+ 39.32%

Tableau 1.1 : Informations générales sur les 3 leaders du marché parapétrolier dans le monde.

L'industrie pétrolière et gazière a toujours été soumise à des changements dynamiques et à des tendances évolutives avec des variables d'approvisionnement et de coût, des changements climatiques et géopolitiques. Le marché a connu des perturbations durant ces dernières années, notamment en raison de la pandémie de Covid-19, suivie de la crise énergétique mondiale déclenchée par l'invasion de l'Ukraine par la Russie, entraînant ainsi des fluctuations du prix du pétrole. Ces dernières, accompagnées des perturbations de l'offre/demande peuvent avoir un impact assez conséquent sur l'économie mondiale. Ces fluctuations sont représentées dans la figure 1.2.

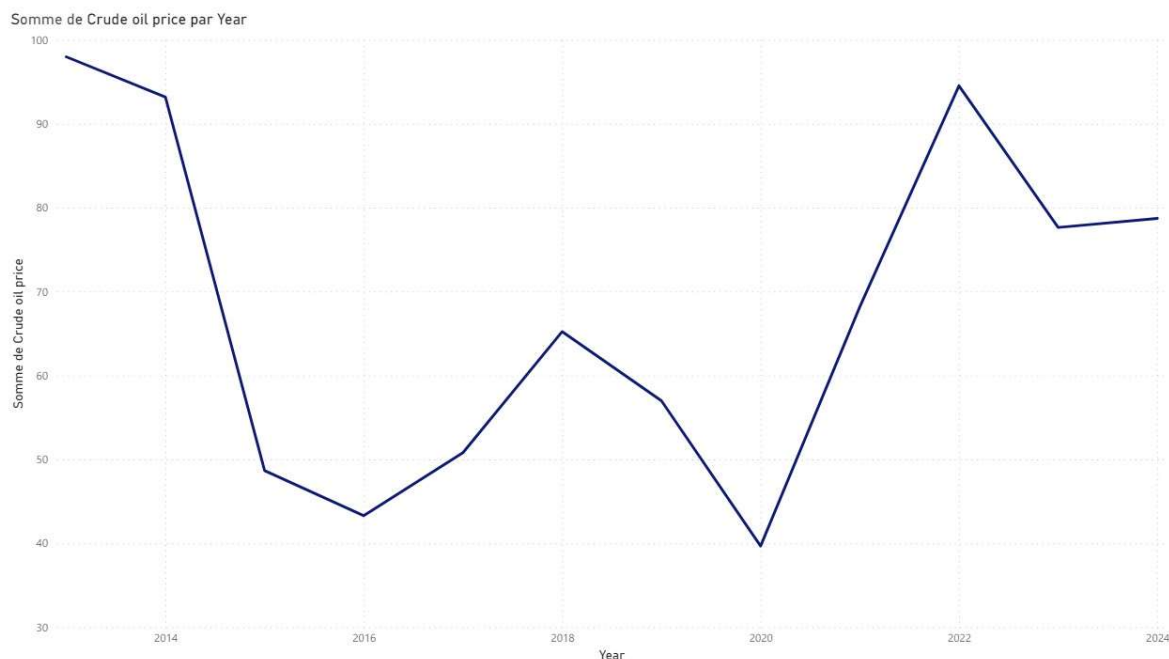


Figure 1.2 : Evolution du prix du pétrole entre 2013 et 2024 [2]

1.1.2 Industrie des services pétroliers en Algérie

Le secteur des hydrocarbures, représentant près de 89,8 % des recettes d'exportation en Algérie, est un secteur prédominant et critique. L'Algérie, classée 16ème producteur de pétrole et 7ème exportateur de gaz, a une forte demande en termes d'exploration, de production, de transport et de commercialisation des hydrocarbures. Le volume de production totale ainsi que les exportations et importations enregistrées en 2020 et 2021 sont donnés dans le tableau 1.2 où l'on peut remarquer que près de la moitié de la production totale est destinée à l'exportation.

Année	2020	2021
Production locale en milliers de barils	899	911
Exportations en milliers de barils	438.7	446
Importations en milliers de barils	6	4

Tableau 1.2 : Volume de production, exportations et importation du pétrole en Algérie (2020-2021) [3]

Les principales compagnies de services pétroliers présentes en Algérie, à savoir : SLB North Africa, Baker Hugues et HESP (Halliburton Entreprise de services aux puits), font face à une demande élevée de la part de leur entreprises clientes. Ces dernières sont principalement : Le groupe SONATRACH, Le groupement Berkine, SONATRACH ANADARKO, BONATTI SPA, TOTAL, E&P Algérie et BP Exploration Algérie.

1.2 Présentation de SLB

1.2.1 SLB

SLB, anciennement appelée Schlumberger, est une multinationale parapétrolière franco-américaine. SLB a vu le jour en 1926 sous son premier nom « Société de prospection électrique », quand ses deux fondateurs d'origine alsacienne, les frères Conrad et Marcel Schlumberger, ont cherché à déterminer la lithologie des différents types de sous-sol grâce à des essais de résistivité électrique de la « roche à huile » [4]

Le cœur métier de la société réside dans les technologies, les solutions d'information et les services de gestion intégrée de projets, visant à optimiser les performances des entreprises pétrolières et gazières à l'échelle internationale [5]. SLB fournit à l'industrie pétrolière des services tels que le traitement des données sismiques, les tests de puits et le forage directionnel, le cimentage et la stimulation des puits, le levage artificiel, la complétion des puits, l'assurance de l'écoulement et le conseil, ainsi que des logiciels et une gestion de l'information. La société est également impliquée dans les industries de l'extraction des eaux souterraines et de la capture et du stockage du carbone [6].

Selon les derniers rapports financiers de SLB, le revenu en 2023 de l'entreprise est de 34,10 milliards de dollars. En 2022, l'entreprise a réalisé un revenu de 28,09 milliards de dollars, soit une augmentation par rapport au revenu de 2021, de 22,55 % (Figure 1.3)

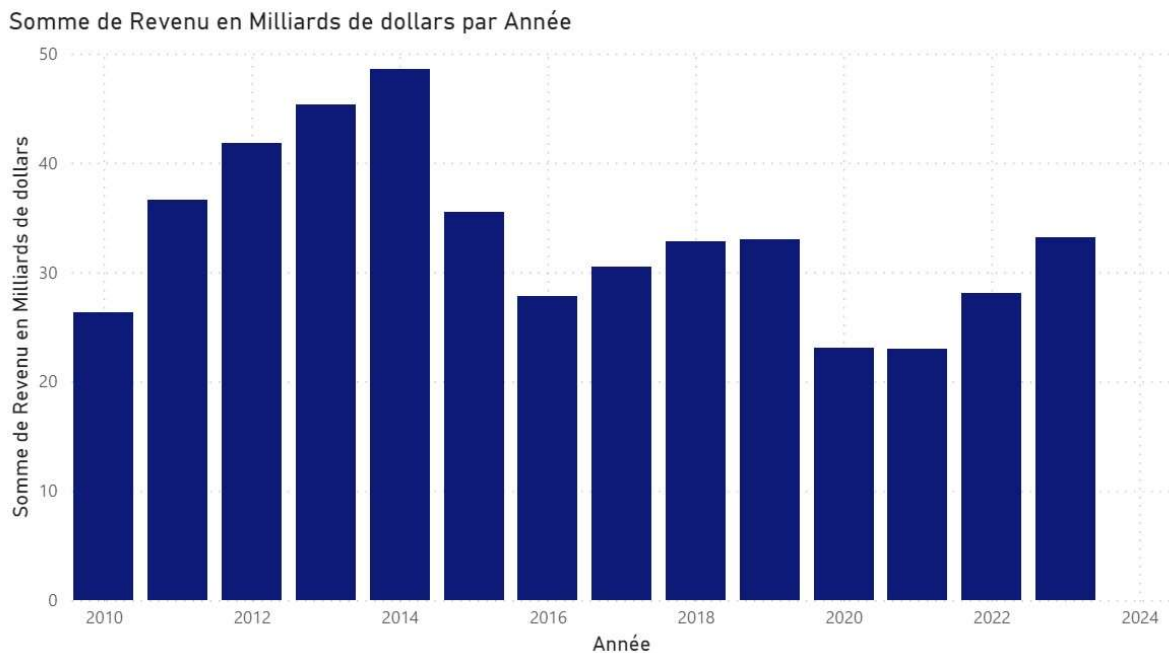


Figure 1.3 : Evolution du revenu de SLB entre 2010 et 2023 [7]

1.2.2 Divisions et Business Lines

Afin de mieux gérer ses activités et exécuter sa stratégie, SLB est structurée en quatre (4) divisions qui sont : **Digital and Integration (D&I)**, **Reservoir Performance (RP)**, **Production Systems (PS)** et **Well Construction (WC)**, où chaque division comporte plusieurs business lines et Sub Business Lines (Figure 1.4).

Cette organisation a fait ses preuves en termes d'accroissement de possibilités de croissance grâce à la transition des clients vers l'efficacité du capital et l'amélioration de la production mais aussi de réduction de l'empreinte carbone (**Le Peuch, 2020**), s'inscrivant dans son objectif d'atteindre la neutralité carbone d'ici 2050 [8].

1. La division Digital & Integration (D&I)

La division Digital & Integration (D&I) est une combinaison entre les activités logicielles, sismiques et numériques avec les Business Lines d'intégration. Elle comprend l'intégration des données, les technologies numériques et les processus qui contribuent à l'amélioration des actifs de l'entreprise. Elle a un potentiel de croissance élevé tenant compte de la transformation numérique en cours. Cette division comprend les Business Lines suivantes :

- **Digital Subsurface Solutions** : Géosciences et ingénierie des réservoirs.
- **Exploration Data** : Sismique multi-client et traitement associé.
- **Digital Operations Solutions** : Automatisation du forage et de la production.
- **Integrated Well Construction** : Gestion intégrée des projets de construction de puits.
- **Integrated Reservoir Performance** : Gestion de la production, de la récupération et de la performance des actifs.

2. La division Reservoir Performance (RP)

Centrée sur les réservoirs, la division Reservoir Performance (RP) cherche continuellement à optimiser leur performance et leur productivité grâce à divers services et technologies. Cette division repose essentiellement sur la croissance de l'exploration en champ proche, le redéveloppement des friches industrielles et les initiatives d'amélioration de la récupération dans les puits étroits ou matures. Les Business Lines constituant la division sont :

- **Reservoir Performance Evaluation** : Services d'échantillonnage et d'analyse des fluides et des roches.
- **Reservoir Performance Intervention** : Tubage, essais en surface, slickline, perforation et intervention par câble.
- **Reservoir Performance Simulation** : Gestion et simulation du sable.

3. La division Production Systems (PS)

La division Production Systems (PS) stimule l'innovation technologique et l'intégration totale du système et ce, partant de l'interface réservoir-puits jusqu'à mi-chemin. Cette

division a su anticiper les besoins de l'industrie en réalisant des avancées technologiques fulgurantes, notamment dans le domaine des complétions, de la remontée artificielle, des équipements de surface, de traitement et du sous-marin [9]. La division est constituée des Business Lines suivantes :

- **Well Production Systems** : Systèmes de complétion et de levage artificiel en fond de puits.
- **Surface Production Systems** : Têtes de puits, services de fracturation et pompes de production en surface.
- **Subsea Production Systems** : Systèmes de production et de traitement sous-marins.
- **Midstream Production Systems** : Vannes, systèmes de traitement, chimie de production et installations.

4. La division Well Construction (WC)

La division Well Construction (WC) associe différentes gammes de produits et de services dans le but d'accroître l'efficacité du forage et le contact avec le réservoir. La division fournit des technologies de pointe comme : groundbreaking bit and cutting element technologies, drilling fluids and mud logging capabilities.

“You need to lower the cost per barrel while improving returns, which means making your well construction job better, cheaper, more efficient, effective, faster—and cleaner and safer.” est le mot d'ordre de la division [10] qui met l'accent sur sa mission dont l'objectif est d'optimiser les rendements des actifs clients, minimiser les coûts et les risques mais aussi la décarbonisation de la construction des puits. La division regroupe les Business Lines suivantes :

- **Well Construction Measurement** : Acquisition de données de forage.
- **Well Construction Drilling** : Forage directionnel et trépan.
- **Well Construction Fluids** : Fluides de forage et cimentation des puits.
- **Well Construction Equipment** : Appareils et équipements de forage, équipements de contrôle de la pression.

Les principales activités de la division sont :

- **Drilling Measurements** : Fournit en plus d'un soutien technique, des services de diagraphie et de mesure de forage pour tous les profils de puits.
- **Drill Bits** : Fournit des systèmes de fluides de forage conçus individuellement qui améliorent les performances et maintiennent le contrôle et la stabilité de du puits.
- **Drilling Tools** : Conçoit, fabrique et commercialise des trépan à cône et à coupe fixe pour tous les environnements de forage.
- **Well Cementing** : Fournit des produits et des services qui sécurisent et protègent les tubages de puits tout en isolant les zones de fluide et en maximisant l'activité du puits.

- **Integrated Well Construction** : Fournit des solutions intégrées pour construire ou modifier l'architecture des puits, y compris la planification, le forage, l'ingénierie, la supervision, la logistique, l'approvisionnement et la gestion des appareils de forage.
- **Rigs and Equipment** : Fournit des équipements et des services de forage.

Divisions	Digital & Integration	Reservoir Performance	Production Systems	Well Construction
	London	Paris	Houston	Houston
Business Lines	Digital Subsurface Solutions Geoscience and reservoir engineering	Reservoir Performance Evaluation Wireline, downhole testing services and fluids & rock sampling & analysis	Well Production Systems Completions and downhole artificial lift systems	Well Construction Measurement Drilling data acquisition
	Exploration Data Multiclient seismic and associated processing	Reservoir Performance Intervention Coiled tubing, surface testing, slickline, perforating and wireline intervention	Surface Production Systems Wellheads frac services and surface production pumps	Well Construction Drilling Directional drilling and bits
	Digital Operations Solutions Drilling and production automation	Reservoir Performance Stimulation Sand management and stimulation	Subsea Production Systems Subsea production and processing systems	Well Construction Fluids Drilling fluids and well cementing
	Integrated Well Construction Integrated well construction Project management		Midstream Production Systems Valves, process systems, production chemistry and facilities	Well Construction Equipment Drilling rigs and equipment, pressure control equipment
Former Product Lines	Asset Performance Solutions (APS)	Sand Management (SMS - Pumping)	Artificial Lift Solutions (ALS)	Bits and Drilling Tools(BDT)
	Production and Recovery Services (PRS)	Testing Services (TS)	Surface Systems (SUR)	Drilling & Measurements (D&M)
	Software Integrated Solutions (SIS)	Wireline (WL)	Valves & Process Systems (VPS)	M-I SWACO Drilling Solutions (M-I DS)
	Well Construction Services (WCS)	Well Services Coiled Tubing (WS-WIS)	Completions & SMS – Hardware (CPL)	M-I SWACO Environmental Solutions (M-I ES)
	WesternGeco (WG)	Well Services Hydraulic Fracturing (WS-PS)	M-I SWACO Production Technologies (M-I PT)	Well Services Well Integrity (WS-WIT)
	Sensia		Production Facilities (OPF)	Rig Performance Technologies (RPT)
	Agora		OneSubsea (OSS)	

Figure 1.4 : Les 4 divisions de SLB avec leur business lines et product lines, Source : SLB Private

D'après les rapports financiers publiés par SLB, on constate une croissance générale des revenus des 4 divisions, avec la division Well Construction qui se distingue comme la plus grande contributrice au revenu total de SLB, tant en 2022 qu'en 2023 (Figure 1.5).

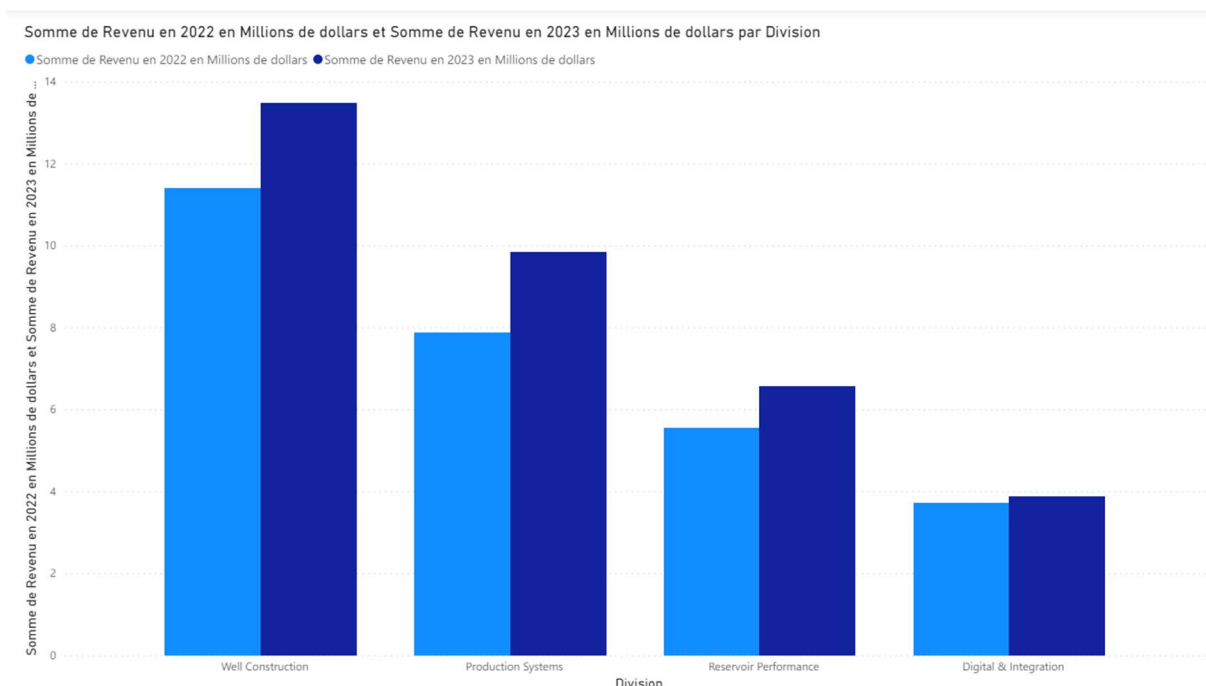


Figure 1.5 : Evolution du revenu des 4 divisions de SLB entre 2022 et 2023.

Pour mieux comprendre le contexte de notre travail, nous allons détailler les opérations de la ligne de produits sur laquelle nous travaillons, Well Construction Fluids (WCF).

La Business Line WCF

La Business Line Well Construction Fluids (WCF) est l'une des Business Lines les plus stratégiques chez SLB puisqu'elle se charge de résoudre les défis liés au placement précis des puits et à l'amélioration du rendement de forage. Ce dernier repose sur une opération critique et essentielle à la réussite du forage, appelée cimentation, qui consiste à mixer en continu du ciment, de l'eau et des produits chimiques à l'aide des appareils spéciaux, puis pomper le mélange dans l'intervalle formé par le tuyau et la paroi du puit. L'opération de cimentation (Figure 1.6) a pour objectif la tenue du tubage mais aussi la suppression des échanges de fluides entre les différentes couches de formation traversées par le forage, la prévention des remontées de gaz par l'annulaire entourant le tubage et encore la limitation des entrées d'eau dans le puits de production.

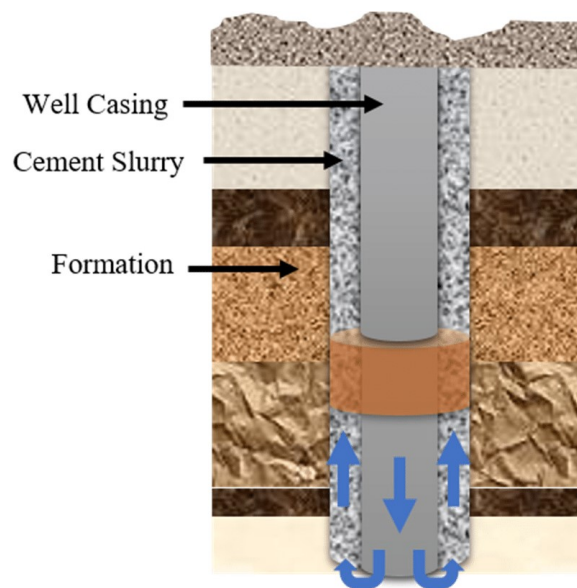


Figure 1.6 : Schématisation du processus de cimentation. [11]

D'après les discussions que nous avons eues avec les ingénieurs de la Business Line WCF, les défis rencontrés pour avoir un forage et une cimentation efficace sont nombreux et complexes :

- Travailler sur des formations géologiques instables : zones à haute pression, zones de perte de circulation, etc.
- Contrôler les fluides de forage et de cimentation pour éviter les éruptions, les fuites de boue, les contaminations, etc.
- Assurer la qualité de la cimentation pendant et après le processus pour assurer l'intégrité et la durabilité du puits à long terme.

- Planifier efficacement le personnel et les équipements requis lors des jobs. Cette combinaison est appelée package chez SLB.
- Assurer l’approvisionnement des produits nécessaires pour accomplir les jobs de forage et de cimentation.

1.2.3 Geounits

La structure géographique de SLB est constituée de cinq (5) bassins géographiques dont les modèles d’activité et les besoins technologiques sont similaires, comprenant un total cumulé de 30 GeoUnits (**Le Peuch, 2020**). Une Geo Unit est alors définie comme étant un pays ou un groupe de pays gérés dans l’un des cinq bassins. La figure 1.7 montre la répartition géographique de chaque bassin :

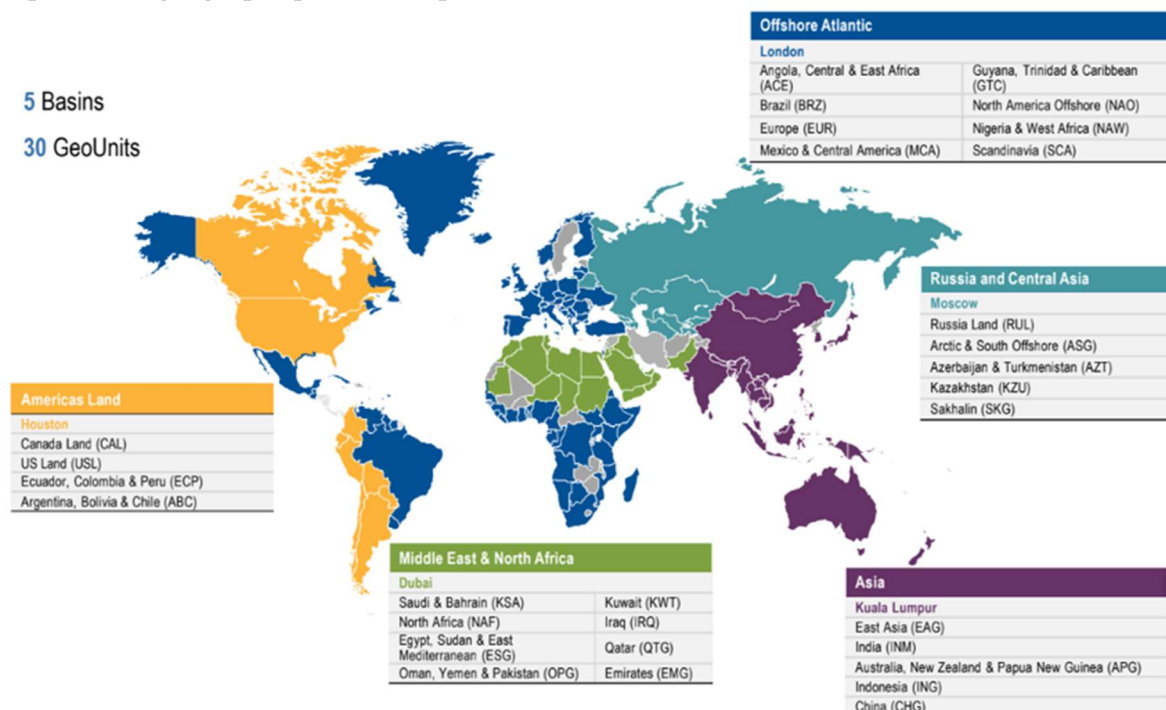


Figure 1.7 : Répartition des Geounits de SLB à travers le monde – Source : SLB Private

1.3 SLB North Africa (NAF)

La GeoUnit North Africa, communément appelée NAF GeoUnit, est constituée des pays dans lesquels SLB est présente en Afrique du Nord, à savoir : l’Algérie, la Tunisie, le Maroc, la Libye et le Tchad (Figure 1.8). La région bénéficie d’une présence significative grâce aux nombreux sites détenus au sein de ce Geomarket, notamment en plein Sahara Algérien et désert Libyque

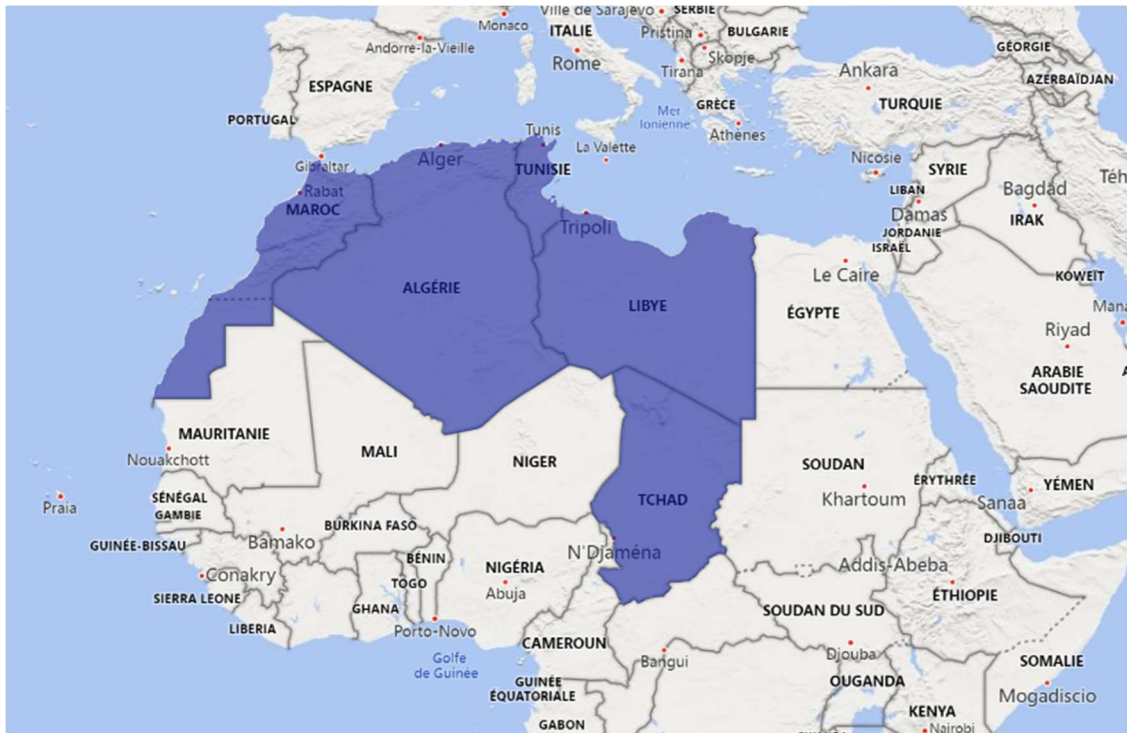


Figure 1.8 : Carte de SLB North Africa

SLB s'est installée en Algérie en 1955 sous l'appellation « Service Pétrolier Schlumberger (SPS) » et sous la forme juridique Société Anonyme (SA). Elle est présente sur le pays à travers deux entités légales : COPS (Compagnie des Opérations Pétrolières Schlumberger) et SPS (Services Pétroliers Schlumberger). Son siège social est situé au niveau de Hydra à Alger, qui représente aussi le siège social du North Africa GeoMarket.

SLB possède sur le sol algérien un total de 11 bases opérationnelles au niveau des 4 zones d'activités situées en plein sud algérien : Hassi Messaoud, Ain Amenas, Hassi Berkine et Ain Salah. Le choix de ces 4 zones d'activités est dû aux raisons suivantes :

- Réduire les distances séparant les bases opérationnelles et les puits sur lesquels vont s'opérer les travaux.
- Répondre à des appels d'offres qui, autrefois, demandaient une présence dans les 4 zones précédemment citées.

En plus de ces bases opérationnelles, l'entreprise possède des bases logistiques, des bunkers d'explosifs et des maisons d'hôtes.

1.4 Gestion de la Supply Chain de SLB NAF

Face à la forte concurrence dont elle fait face, la stratégie de SLB s'oriente vers une démarche de réduction des coûts de revient tout en respectant les cibles en termes de délais et de qualité de service. Pour ce faire, dans l'optique de mettre le client au cœur de leur intérêt, les fonctions Planning et Supply Chain sont fusionnées au sein de SLB.

Le département stratégique Planning & Supply Chain (P&SC) est constitué de quatre départements qui travaillent en étroite collaboration avec la fonction support Supply Chain de SLB, que nous allons présenter plus tard. Les quatre départements en question sont : Planification, Approvisionnement, Achat et Livraison, comme le montre la cartographie de niveau 01 sur la figure 1.9 :

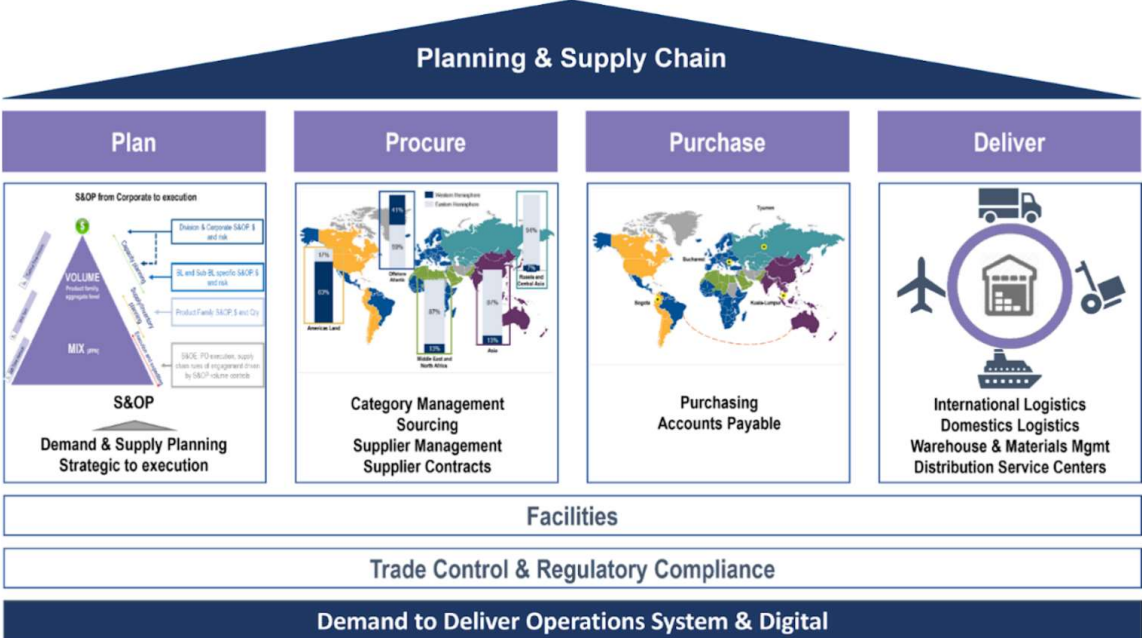


Figure 1.9 : Processus Planning & Supply Chain – Source : SLB Private

L'organisation mondiale de P&SC est représentée sur la figure 1.10.

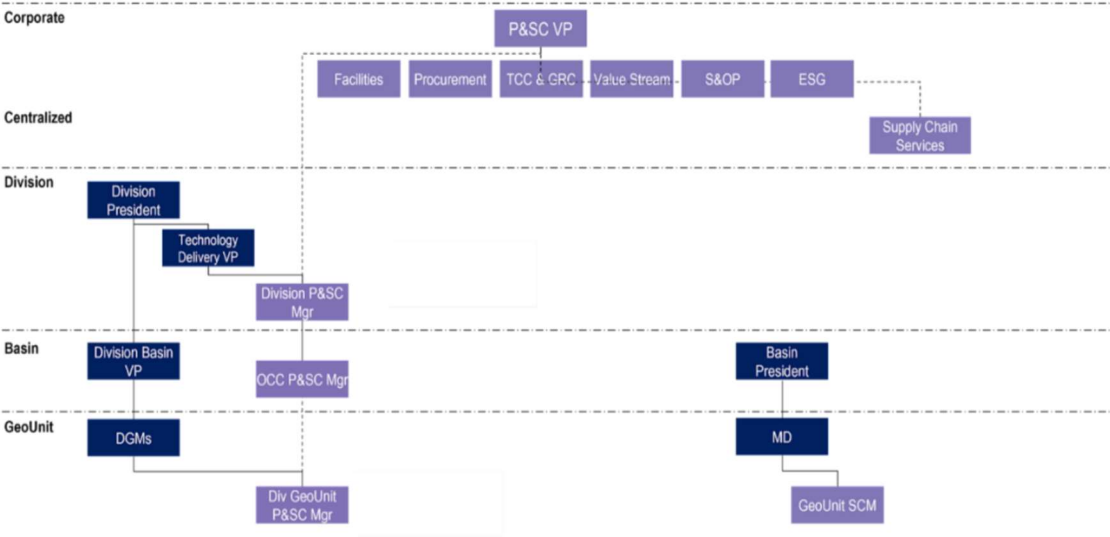


Figure 1.10 : Organisation de P&SC – Source : SLB Private

Tandis que l'organisation de P&SC au sein de la GeoUnit North Africa est présentée sur la figure 1.11.

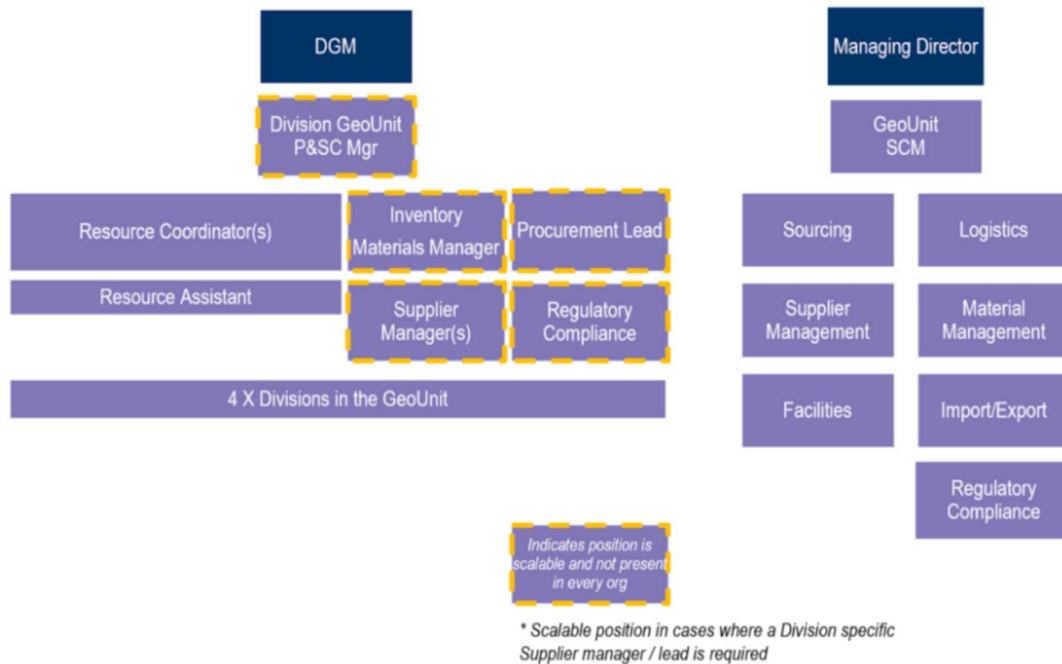


Figure 1.11 : Organisation de P&SC par Geounit – Source : SLB Private

La fonction planning & Supply chain compte les rôles suivants :

- Anticiper et planifier la demande: Dans le but de pallier aux variations de la demande et aux fluctuations du marché et de mieux gérer les stocks, établir un plan d’approvisionnement avéré des besoins clients est crucial.
- Réduire les coûts: Réduire les coûts permet d’optimiser la rentabilité de l’entreprise, d’améliorer sa compétitivité sur le marché et de libérer des ressources financières pour investir dans la croissance et l’innovation.
- Fournir des biens et des services avec efficacité et efficience: Afin de garantir un excellent retour et une fidélisation des clients mais aussi des performances à la hauteur des objectifs attendus.

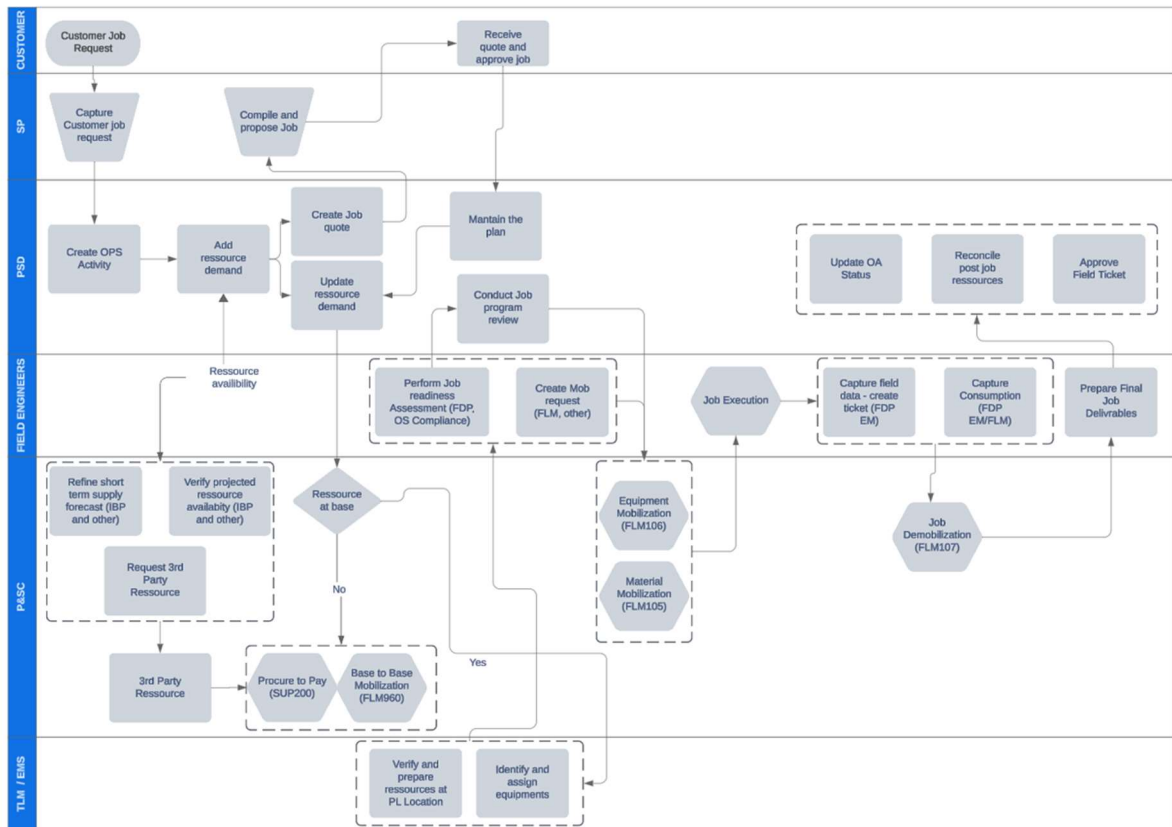


Figure 1.12 : Cartographie des processus depuis l'expression du besoin en jobs jusqu'à leur finalisation – Source : SLB Private

La cartographie des processus présentée dans la figure 1.12 illustre l'ensemble des activités de la fonction Planning & Supply Chain (P&SC) de la division Well Construction. Elle met en lumière le rôle de chaque acteur impliqué (clients, PSD, ingénieurs, P&SC et TLM) pour garantir une exécution optimale des jobs.

Différents processus clés ont été mis en place au sein de la fonction P&SC pour couvrir les besoins des business lines en termes de produits et de services, tout en assurant l'optimisation des coûts y relatifs. On cite ces processus comme suit :

Source to contract: La finalité de ce processus est de définir une stratégie efficace d'approvisionnement à long terme, tout en prenant en compte les objectifs commerciaux, les exigences des parties prenantes, la demande attendue et le coût total de possession. Les activités principales relatives à ce processus sont les suivantes :

- Gestion de la stratégie d'approvisionnement
- Gestion des projets de sourcing
- Gestion du plan de sourcing et des plans d'approvisionnements
- Gestion des fournisseurs et de leurs contrats

Procure to pay: Ce processus décrit le processus d'approvisionnement à paiement pour les produits et services, et s'applique aux parties impliquées dans les activités

d'approvisionnement, de paiement et de gestion des matériaux. Les activités principales relatives à ce processus sont les suivantes :

- Etablissement des bons d'achats
- Etablissement des bons de commande
- Gestion des comptes fournisseurs

Supply Planning: Ce processus garantit que des niveaux de stock précis en M&S sont définis pour la GeoUnit et le centre de distribution de matériel, en fonction des prévisions de la demande. Une planification efficace permet des délais d'exécution plus courts pour la réalisation des jobs de production de puits tout en maintenant des niveaux de stock optimisés. Les activités principales relatives à ce processus sont les suivantes :

- Gestion du Supply Planning Master Data
- Gestion du plan d'inventaire et de stratification.
- Gestion du MRP (Material Requirement Planning)
- Gestion du plan de commande.

Warehouse management: Ce processus décrit la gestion des articles restants en matériels et fournitures ou en inventaire stockés dans l'entrepôt, consommés sur le site du puits. Les activités principales relatives à ce processus sont les suivantes :

- Suivi et traitement des entrées
- Suivi des opérations de l'entrepôt
- Suivi du transfert de matériel
- Suivi des sorties
- Gestion des stocks

Logistics management: Ce processus décrit la manière dont le transport de marchandises est planifié et exécuté entre deux locations. Les activités principales relatives à ce processus sont les suivantes :

- Planification et soumission du fret
- Exécution du fret
- Coût de transport et règlement du fret
- Gestion de la base de données

D'autres fonctions qui travaillent en étroite collaboration avec le département P&SC de la division Well construction, et qui font partie de la fonction support de la supply chain de SLB NAF sont listées comme suit

1. **Achat et approvisionnement** : Le rôle de cette fonction est de satisfaire les besoins des divisions et des business Line en termes de matières premières et d'équipements. Il s'agit ici de sélectionner le meilleur fournisseur qui répond aux exigences requises des Business Lines en termes de délai, de qualité et de coût.
2. **Global Distribution** : Ce département est responsable de la gestion et du suivi des commandes pour garantir une distribution efficace des matières premières et des

équipements entre les différentes bases de l'entreprise. Il comprend les fonctions suivantes :

- **Import / Export** : Cette fonction supervise toutes les opérations liées à l'importation et à l'exportation, y compris les formalités douanières.
 - **Material Management** : Cette fonction a pour objectif de centraliser la gestion des flux physiques (équipements, M&S, inventaires) à travers un réseau d'entrepôts en garantissant l'exactitude des stocks et en réduisant les pertes.
 - **Logistique domestique** : Cette fonction garantit la fluidité du matériel de SLB et optimise le transport domestique, principalement en assurant le transfert efficace des équipements et des produits des segments vers les chantiers.
3. **Facilities Management** : Prend en charge la maintenance et la gestion de toutes les installations de SLB que ce soit les bases opérationnelles ou les bureaux, en prenant en compte les coûts opérationnels, l'utilisation et l'empreinte environnementale afin d'assurer un alignement avec la stratégie globale de l'entreprise.

1.5 Diagnostic de SLB NAF

SLB est une multinationale implantée dans 120 pays et ceci, signifie qu'elle doit s'adapter à différents environnements et réagir à une multitude de facteurs externes, positifs ou négatifs, pouvant impacter ses opérations. C'est pour cette raison que nous avons décidé de mener une double analyse, externe et interne, de l'environnement de SLB North Africa.

1.5.1 Diagnostic externe

Nous allons commencer par l'analyse externe, amenée par l'utilisation de l'outil d'analyse PESTEL. Les facteurs que nous avons analysés dans le tableau 1.3 sont expliqués dans l'annexe 01.

Facteurs	Description
Politiques	Le secteur des hydrocarbures représente l'épine dorsale de l'économie Algérienne. Représentant en 2023 plus de 97% des recettes d'exportation, près de 30% du total du PIB et plus de 60% des recettes budgétaires, il s'agit d'un secteur fortement critique dont la situation impacte directement la situation économique du pays. Les activités de SLB NAF sont directement impactées par l'environnement géopolitique mondial. A titre d'exemple, la suspension du traité de coopération avec l'Espagne et les attaques des Houthis en mer rouge au Yemen influencent directement les activités d'exportation de l'entreprise. Aussi, les décisions de l'OPEP (organisation des pays exportateurs de pétrole) dont fait partie l'Algérie ont une influence directe sur le secteur des hydrocarbures. A l'heure actuelle, la tendance est orientée vers une diminution des

	quotas de production, accompagnant la baisse du prix du baril du sahara blend (19,6% en 2023). D'autre part, Les décisions de la Réserve fédérale américaine (FED) jouent un rôle crucial dans la politique monétaire, impactant ainsi indirectement la valeur du dollar et, par conséquent, les prix du pétrole sur le marché mondial.
Economiques	En 2023, la croissance économique en Algérie a atteint 4,2%. Le PIB, quant à lui, a connu un taux de croissance de 3,8% atteignant 4874 dollars par habitant. Par ailleurs, suivant les tendances mondiales, le taux d'inflation a atteint les 9%. Les prix et les quantités en baisse des hydrocarbures impactent directement les activités de SLB NAF. S'y rajoutent le taux d'échange fluctuant, cause de la dépréciation de la valeur du dinar algérien.
Sociaux	En 2019, l'âge moyen de la population Algérienne a été estimé à 29,4 ans. La population active totale s'élève à 12,4 millions de personnes dont 63% sont employés dans le secteur privé. Par ailleurs, l'augmentation du nombre d'étudiants inscrits dans l'enseignement supérieur, notamment dans les filières scientifiques, ce qui pousse à penser à une évolution dans la maîtrise des outils technologiques par les étudiants et les futurs employés Algériens. On peut rajouter à cela l'encouragement à l'esprit d'entrepreneuriat à travers la facilitation des procédures, les aides financières de l'état et l'accompagnement tout au long de la mise en place et du déploiement des projets.
Technologiques	En Algérie, les technologies avancées jouent un rôle crucial dans le secteur pétrolier et gazier. Les innovations en forage directionnel et horizontal, ainsi que les techniques de stimulation des puits comme la fracturation hydraulique, améliorent l'efficacité de l'extraction des hydrocarbures. L'automatisation et la numérisation, notamment via l'Internet des objets (IoT) et l'intelligence artificielle (IA), optimisent les opérations en réduisant les coûts et en améliorant la sécurité grâce à une surveillance en temps réel.
Environnementau x	L'Algérie s'est dotée d'un Code de l'environnement dès 1983. Sur la base de ce code, un ensemble de règles, principes et procédures relatifs à la protection de l'environnement et à la conservation des ressources naturelles a été développé et adopté. De plus, l'Algérie a ratifié ou adhéré à de nombreuses conventions et accords internationaux concernant la prévention des pollutions par les hydrocarbures et la responsabilité en cas de telles pollutions. Par ailleurs, les activités numériques consomment une quantité croissante de ressources énergétiques. Le secteur digital est responsable de 4 % des émissions mondiales de gaz à effet de serre, et ce taux devrait doubler d'ici 2025.

Légaux	En plus de l'augmentation des taxes sur les produits pétroliers, de nombreuses lois et normes claires et précises régissent le secteur du pétrole et du gaz. Aussi, l'Algérie met un point d'honneur à protéger les inventions et les technologies.
---------------	---

Tableau 1.3 : Analyse PESTEL

1.5.2. Diagnostic interne

Nous passons maintenant à l'analyse interne, qui consiste à analyser les processus et l'organisation interne de SLB en Algérie, lui permettant de répondre à la demande de ses clients. Pour ce faire, nous allons reposer notre diagnostic sur des référentiels d'audit listés dans l'annexe 02.

1.5.2.1 Choix du référentiel d'audit

Dans la perspective de choisir le référentiel d'audit le plus pertinent et le plus adéquat par rapport à la Supply Chain de SLB, nous avons mené une étude comparative entre les différents référentiels (Annexe 02) et ce, selon plusieurs critères comme suit :

1. Taille de l'entreprise

Référentiel d'audit	Taille de l'entreprise (Nombre de personnes)
SCM	20 à 400
ASLOG	> 500
SCOR	Très grandes entreprises

Tableau 1.4 : Classification des référentiels d'audit logistique selon la taille de l'entreprise.

2. Activité principale de l'entreprise

La figure 1.13 reflète le positionnement des référentiels logistiques selon deux axes principaux : l'orientation, nationale ou internationale des activités de l'entreprise, et la focalisation principale de ces activités, production et/ou distribution.

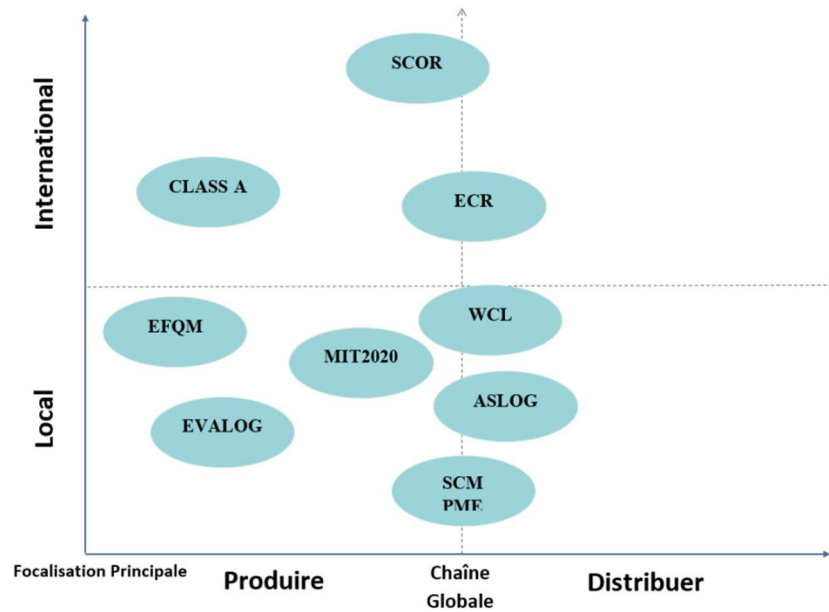


Figure 1.13 : Positionnement des référentiels logistiques (Dartevelle, Arnaud, 2016)

3. Domaine couvert

La figure 1.14 renseigne les domaines couverts par les audits logistiques répartis sur les différents domaines.

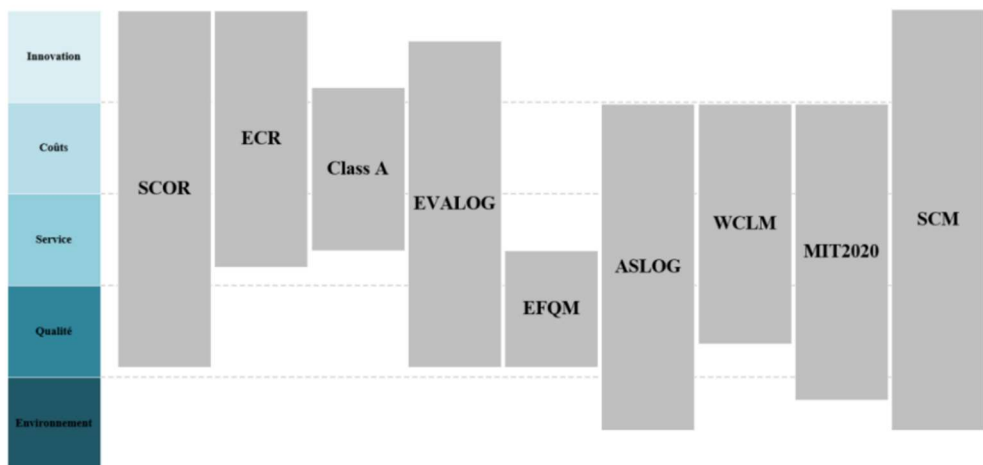


Figure 1.14 : Domaines couverts par les référentiels logistiques (Belhsen, 2018)

Après prise en considération de tous les critères précédents, il en ressort que le référentiel SCOR est celui qui correspond le mieux pour notre audit et ce pour les raisons qui suivent:

- SLB est une grande entreprise avec une orientation internationale avérée.
- L'application du référentiel SCOR à l'ensemble de la supply chain.
- SCOR couvre le domaine de l'innovation, qui est un élément majeur de la philosophie d'approche de SLB, en plus du reste des domaines considérés.

De plus, l'approche SCOR permet de définir avec précision les activités appartenant à la chaîne logistique de manière plus exhaustive et structurée.

Enfin, il s'agit du seul modèle de référence complet conçu pour l'ensemble de la chaîne logistique de toutes les entreprises, quels que soient leur secteur d'activité, qu'elles soient industrielles ou prestataires de services.

1.5.2.2 Démarche de l'audit SCOR

Dans ce qui suit, nous allons dérouler la démarche que nous avons utilisée lors de notre audit logistique en utilisant le référentiel SCOR au sein de la division Well construction au niveau de sa business line WCF [12].

En tenant compte de la problématique sur laquelle nous travaillons et des échanges que nous avons eus avec les responsables de la division concernée par notre étude, nous avons restreint la portée de l'audit au processus de planification, qui constitue l'objectif principal de notre investigation. La cartographie de niveau 1 est donnée dans la figure 1.15.

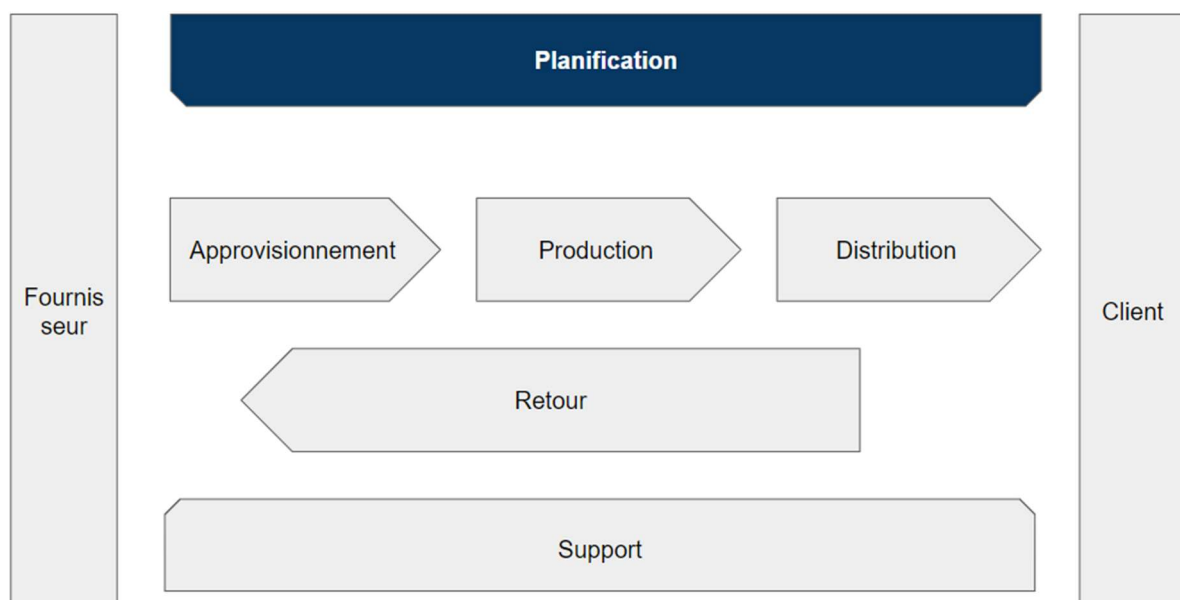


Figure 1.15 : Cartographie de niveau 1 des processus SCOR

P. Processus de planification :

La planification est un processus clé qui favorise une utilisation plus efficace des ressources de l'entreprise en permettant une allocation optimale de ces ressources en fonction des objectifs et des priorités définis. Dans le cadre de la décomposition au 2ème niveau, on distingue 3 sous-processus de planification en adéquation avec notre étude : Planifier la Supply Chain, Planifier l'approvisionnement et planifier la distribution (Figure 1.16)

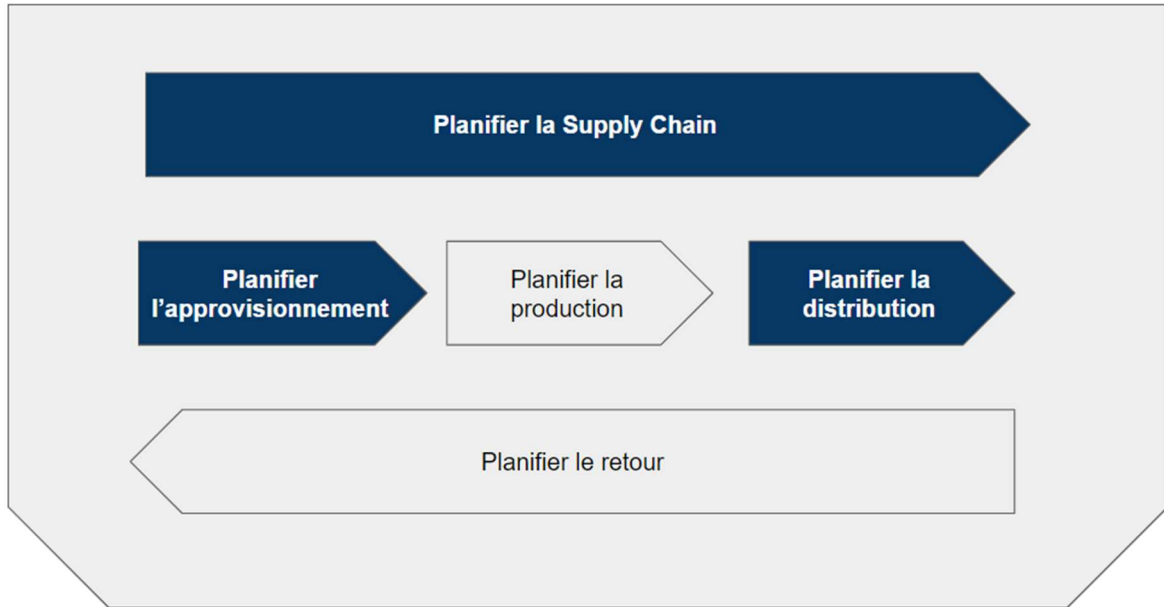


Figure 1.16 : Cartographie de niveau 2 du processus de planification.

Niveau 1	Niveau 2
Planification	Planifier la Supply Chain
	Planifier l'approvisionnement
	Plan la distribution

Tableau 1.5 : Tableau de niveau 2 du processus de planification.

A présent nous passons au Niveau 3 du référentiel, qui concerne les sous-processus composant chacun des processus de la cartographie de niveau 2.

sP. Planification de la Supply Chain :

On s'intéresse à présent à la planification globale des opérations de la Supply Chain au sein de la division Well Construction (WC).

Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3
Planification	Planifier la Supply Chain	P1.1 Capturer les Signaux Externes du Marché P1.2 Agréger les Besoins de la Chaîne d'Approvisionnement P1.3 Évaluer et Créer une Réponse d'Approvisionnement P1.4 Équilibrer les Signaux Externes du Marché, les Besoins de la Chaîne d'Approvisionnement et la Réponse de la Chaîne d'Approvisionnement en Utilisant des Techniques de Modélisation de la Chaîne d'Approvisionnement P1.5 Re planifier, Analyser et Sélectionner la Réponse Optimale de la Chaîne d'Approvisionnement P1.6 Communiquer le Plan aux Fonctions d'Exécution et Évaluer

Tableau 1.6 : Tableau de niveau 3 du processus de planification de la Supply Chain.

L'équipe du Sales and Commercial utilise le Global Activity Capture (GAC), une plateforme qui recense les activités futures du marché pétrolier mondial et les appels d'offres pour les 3 à 5 ans à venir. Ces prévisions se basent sur l'historique des opérations et un cahier des charges fourni par le client, détaillant le service demandé (localisation des puits, volume des activités, durée). Ainsi, les coûts relatifs au contrat sont estimés et comparés aux revenus attendus, permettant de prendre la décision de signer, ou pas, le contrat avec le client après obtention de l'approbation budgétaire. Les plans sont également partagés avec les services P&SC pour s'assurer que les ressources puissent être déployées pour répondre à la demande du client.

En se basant sur le volume d'activité prévu, une estimation est faite sur le nombre et le type de job nécessaires à l'égard de la demande des clients. Le PSD saisit les prévisions de chaque contrat en spécifiant le nom du client, du puits et de l'opération faite sur ce dernier dans la plateforme FDP avec toutes les ressources nécessaires/anticipées en matières d'équipements, de personnel ou de produits. Les prévisions sur FDP se font sur un horizon de 3 mois. Les données sur le FDP sont ensuite téléchargées et rationalisées en fonction de la probabilité de signature de signature du contrat.

La prévision de tous les produits est téléchargée depuis FDP et, en utilisant le prix unitaire standard des produits, le coût final des produits par mois est calculé. Ce dernier est comparé au revenu des produits rapportés par PSD et vérifié à l'aide du rapport historique. Le résultat de cet exercice est rapporté au PSD qui doit apporter les modifications nécessaires lors des réunions déclenchées à cet effet.

- Les produits ayant le plus d'impact sur le coût final des produits du mois parce qu'ils sont coûteux ou surévalués sont identifiés.

- Les produits obsolètes sont publiés pour obtenir des opportunités de les utiliser dans un autre contrat et éviter leur impact dans le mois.
- Les produits excédentaires (rapport de surplus - SAP) sont identifiés et confirmés par PSD qu'ils peuvent être retirés du pays et publiés dans la nomination de surplus.

Une fois que la prévision est fixée et que les opportunités d'amélioration de l'inventaire sont exploitées, la prévision est reprise par IBP pour voir quelle est la recommandation du système pour passer de nouvelles commandes pour les produits nécessaires à l'exploitation, pour le court terme de 1 à 3 mois et pour la demande tactique de 4 à 12 mois.

En effet, la plateforme SAP IBP (Integrated Business Plan) calcule systématiquement les paramètres suivants sur un horizon de 12 mois pour chacun des produits : Niveau de surplus ou de rupture de stock, Projection d'inventaire, Projection de DSOH (Day stock on hand), Demande prévue, Stock de sécurité, Inventaire disponible initial, Quantité économique à commander.

Deux champs de remplissage manuel sont également inclus, visant à réajuster les calculs sur SAP IBP : Manual Safety Stock et Location Requisition Adjustment. Il est à noter que les quantités finales à commander sont multipliées par 1 pour les contrats signés et par la probabilité de signature pour les contrats en cours de négociation. Le calcul sur SAP IBP est mis à jour régulièrement afin d'avoir des chiffres plus fiables.

De son côté, l'équipe PSD, avec les données techniques dont elle dispose, évalue la quantité de produits nécessaire pour chaque job. Chaque mois, les quantités prévues sur FDP et IBP sont comparées avec celles estimées par l'équipe PSD, afin de déterminer la quantité la plus adaptée pour le job en question.

sP. Planification de l'approvisionnement

On s'intéresse à présent à la planification de l'approvisionnement au sein de la division Well Construction (WC). La cartographie de niveau 3 de ce processus est donnée comme suit :

Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3
Planification	Planifier l'approvisionnement	P3.1 Agréger les Besoins en approvisionnements P3.2 Évaluer et Créer la Réponse Initiale aux approvisionnements P3.3 Équilibrer les Besoins et la Réponse aux approvisionnements P3.4 Replanifier, Analyser et Sélectionner la Réponse Optimale aux approvisionnements P3.5 Communiquer la Réponse aux Sources Finalisée à P1.3

Tableau 1.7 : Tableau de niveau 3 du processus de planification de l'approvisionnement.

Chez SLB, la planification de l'approvisionnement est structurée autour de deux catégories principales :

- Inventory (Inventaire) : Ces sont les consommables facturés aux clients et utilisés sur les chantiers (puits) lors des opérations de SLB, tels que les produits chimiques et les explosifs. Ces produits chimiques sont composés d'inhibiteurs de corrosion, agents moussants, matériaux de contrôle de perte de circulation, surfactants, ciment, Viscosifiants, etc.
- M&S (Material & Supplies) : Il s'agit des divers consommables nécessaires à la maintenance des équipements, comme les pièces de rechange.

Pour évaluer ses stocks, le gestionnaire utilise le système SAP via l'outil Good Issues. Lors de la réception d'une commande, les marchandises reçues sont immédiatement enregistrées dans le système. De même, à la sortie d'une commande, le gestionnaire confirme la demande de FLM (Field Material Ledger) requis par l'ingénieur, assurant ainsi une mise à jour instantanée des quantités dans le système.

L'entrepôt est organisé en zones segmentées, chaque type de produit bénéficiant d'un espace dédié, avec une attention particulière pour les produits à forte rotation (runners), qui sont facilement accessibles. Les mouvements des produits suivent la politique FIFO (First In First Out) et sont systématiquement étiquetés pour assurer une traçabilité complète dans le système.

L'équilibre entre les besoins et les ressources est géré via la plateforme SAP IBP, qui répertorie les stocks actuels ainsi que les prévisions de la demande. Le réapprovisionnement est planifié en fonction de ces prévisions, avec un délai d'approvisionnement d'un mois pour les fournisseurs locaux et de trois mois pour les fournisseurs internationaux.

Pour les produits locaux, des bons de commande sont émis tout au long de l'année afin de maintenir une réactivité maximale, incluant des livraisons journalières pour les produits nécessitant un approvisionnement fréquent.

Nous avons remarqué que l'approvisionnement des produits chimiques constitue un point assez critique dans le processus d'approvisionnement de par la variabilité de la consommation de ces derniers, engendrée par l'instabilité de la demande des clients en termes de jobs. En effet, un taux considérable de rupture de stocks est enregistré pendant ces 4 dernières années pour une grande partie des produits chimiques comme le montre la figure 1.17.

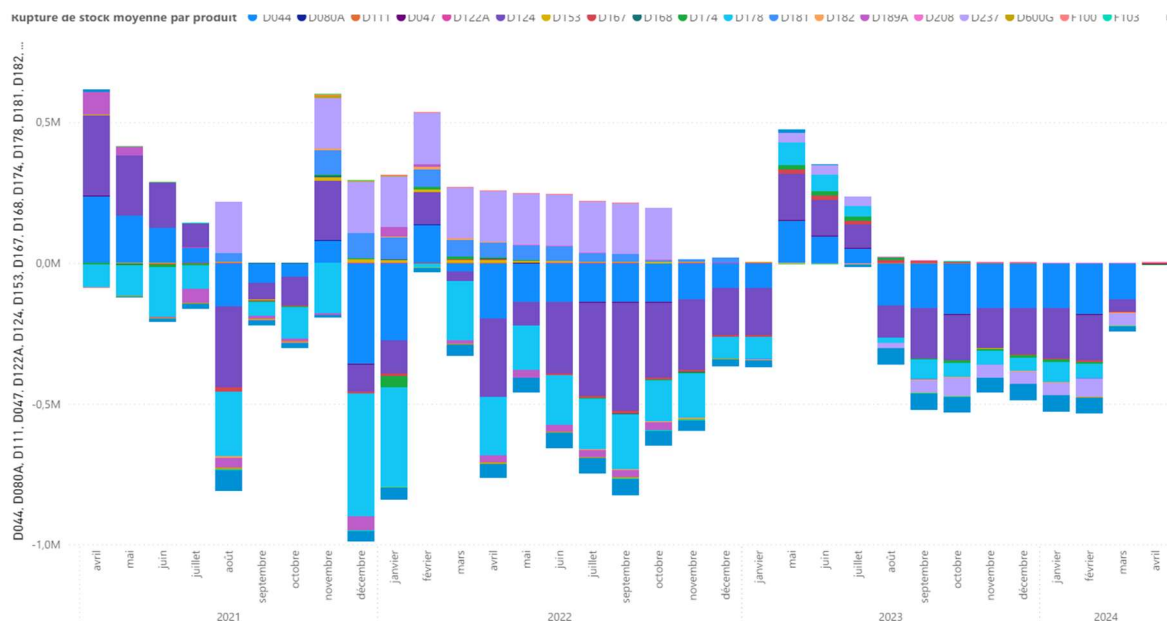


Figure 1.17 : Evolution chronologique du surplus/rupture de stocks des produits chimiques entre 2021 et 2024.

sP. Planification de la distribution

Enfin, on s'intéresse à la planification de la distribution des produits et des M&S depuis les bases SLB vers les puits. La cartographie de niveau 3 de ce processus est donnée dans le tableau 1.8.

Niveau 1	Niveau 2	Niveau 3
Planification	Planifier la distribution	P5.1 Agréger les Besoins en Exécution P5.2 Évaluer et Créer la Réponse Initiale à l'Exécution P5.3 Équilibrer les Besoins et la Réponse à l'Exécution P5.4 Replanifier, Analyser et Sélectionner la Réponse Optimale à l'Exécution P5.5 Communiquer la Réponse à l'Exécution Finalisée à P1.3

Table 1.8 : Tableau de niveau 3 du processus de planification de la distribution.

L'évaluation des besoins en matière de transport se fait en fonction du volume d'activité actuel. En cas de variation structurelle de l'activité, les besoins sont réévalués pour s'assurer que les ressources nécessaires sont disponibles.

SLB se concentre sur ses activités principales en externalisant entièrement sa flotte de transport domestique. Pour cela, elle utilise deux types de ressources :

- Monthly Rental truck : Ce sont des véhicules loués pour une période fixe, généralement d'un mois, avec un coût journalier fixe supporté par l'entreprise. Maximiser leur utilisation pendant cette période est essentiel pour en optimiser la rentabilité, d'où l'importance d'une visibilité et de prévisions précises.

- Call out Rental truck : Ce sont des véhicules loués pour des trajets spécifiques. Le coût de location varie en fonction de la destination, du trajet et du nombre de jours d'immobilisation du véhicule. Ce type de ressource est utilisé en l'absence de disponibilité en Monthly Rental, en cas d'incertitude mensuelle des besoins ou lorsque les besoins en transport sont limités. Le coût quotidien d'utilisation de cette ressource est plus élevé que celui du Monthly Rental.

Pour choisir ses fournisseurs de véhicules, SLB utilise un processus d'appel d'offres basé sur le meilleur rapport qualité-prix. Les fournisseurs sont soumis à des audits réguliers, et leurs véhicules doivent répondre aux normes de certification de SLB avant toute utilisation.

Il est important de noter qu'il n'y a pas d'attente pour le traitement des commandes dans le cas du Monthly Rental, y compris pour l'approbation du prestataire, contrairement au Call out Rental truck.

Dans l'annexe 03 ? sont répertoriés les différentes grilles d'évaluation des processus de planification de la supply chain, de l'approvisionnement et de la distribution.

Dysfonctionnements du processus de planification :

A travers notre audit du processus de planification au sein de SLB, nous avons identifié différents dysfonctionnements, listés dans le tableau 1.9.

Dysfonctionnement	Description
Non fiabilité des cahiers de charges des clients	Les demandes des clients dépassent souvent les prévisions initiales établies dans le cahier des charges, entraînant des fluctuations significatives dans la demande réelle et rendant difficile une planification précise.
Inadéquation de SAP IBP avec les puits en Algérie	Bien que SAP IBP soit utilisé mondialement par SLB, ses modèles standard ne captent pas toujours les spécificités locales des puits en Algérie, ce qui peut conduire à des prévisions inexactes et à des décisions suboptimales.
Politique zéro stock assez stricte	La politique stricte de zéro stock imposée par SLB peut entraîner des ruptures de stock importantes, compromettant la disponibilité des produits nécessaires pour répondre à la demande.
Imprévisibilité de la demande	Les fluctuations imprévisibles dans les demandes de Sonatrach, en tant que client majeur, compliquent la planification et la gestion des stocks de manière proactive.

Acceptation des demandes planifiées non	En raison de l'imprévisibilité de la demande de Sonatrach, SLB est souvent contrainte d'accepter des commandes non planifiées, affectant les opérations prévues et augmentant la pression sur les stocks existants.
Suivi limité des KPIs liés à la fiabilité des prévisions de la demande	Les indicateurs clés de performance liés à la précision des prévisions de demande ne sont pas suffisamment suivis, malgré la reconnaissance de leur imprécision. Cela influe sur la gestion des stocks, parfois au détriment de niveaux de stock optimisés.
Non-prise en compte de la variabilité du lead time dans la planification du réapprovisionnement	L'attribution d'un lead time fixe à tous les produits provenant de fournisseurs internationaux, sans considérer les variations potentielles, peut entraîner des retards importants dans les opérations lorsque les délais de livraison réels diffèrent des attentes.

Tableau 1.9 : Description des dysfonctionnements recensés.

1.7 Énoncé de la problématique

Les diagnostics internes et externes menés, ainsi que les échanges approfondis que nous avons eus avec l'équipe managériale de la division Well Construction, ont permis d'identifier précisément les besoins de cette dernière, en particulier ceux de la business line Well Construction Fluids (WCF). Ces analyses nous ont fourni une compréhension claire des enjeux à adresser pour améliorer les performances du processus de gestion des stocks des produits chimiques au sein de la division Well Construction (Business Line WCF).

En effet, parmi les problématiques majeures identifiées, la gestion des stocks des produits chimiques de l'inventaire ressort comme étant un point critique. Les difficultés à satisfaire leur demande compromettent l'image de SLB auprès de ses clients et menacent sa position sur le marché des services pétroliers.

En considérant les constats décrits précédemment dans ce chapitre, nous nous sommes posées la question suivante :

Comment contribuer à l'optimisation de la gestion des stocks des produits chimiques au sein de la division Well Construction (WC) ?

Pour pouvoir répondre à cette question, nous avons décidé de décliner notre interrogation principale en deux interrogations secondaires :

1. Quelle est la meilleure méthode à utiliser pour prédire, de manière plus fiable et précise, la demande mensuelle des produits chimiques nécessaires pour correctement effectuer les jobs sur les puits ?

2. Quelle est la quantité économique des produits chimiques à commander permettant à la fois de répondre à la demande des clients mais aussi à minimiser les coûts logistiques associés ?

Dans le but de synthétiser l'expression de notre problématique et de mieux cerner cette dernière, nous allons utiliser l'outil QQQQCP présenté dans le tableau 1.10.

Question	Description	Réponse
Quoi ?	De quoi s'agit-il ?	Problématique de la gestion des stocks des produits chimiques au sein de la division Well Construction (WC).
Qui ?	Qui est concerné ?	Les acteurs concernés par la problématique sont les fonctions : <ul style="list-style-type: none"> - Les équipes Planning & Supply Chain au sein de Well Construction. - Les équipes Product and Services Delivery (PSD). - Les ingénieurs exécutant les jobs.
Où ?	Où avons-nous constaté ce problème?	Au sein de la fonction Planning & Supply Chain de la division Well Construction (Business Line WCF)
Quand ?	Combien de fois cela se produit-il ?	Actuellement, les défis identifiés affectent la capacité de répondre à la demande des clients de manière efficace et ponctuelle.
Comment ?	Comment procède-t-on ?	La problématique se pose dans les conditions où les acteurs concernés veulent utiliser des méthodes mathématiques fiables pour calculer les prévisions de la demande des produits chimiques, les stocks de sécurité et les quantités économiques à commander.
Pourquoi ?	Quels sont les objectifs de la résolution de la problématique ?	Pour améliorer les performances de la gestion des stocks des produits chimiques afin de maintenir une image positive auprès des clients, et préserver la compétitivité de SLB sur le marché des services pétroliers.

Tableau 1.10 : Analyse QQQQCP de la problématique.

Conclusion

En conclusion de ce chapitre, nous avons développé une compréhension approfondie de l'entreprise SLB, de son domaine d'activité et du marché dans lequel elle opère. Nous avons examiné sa structure globale ainsi que sa Supply Chain, puis nous nous sommes concentrés sur la fonction Planning & Supply Chain de la division Well Construction qui nous intéresse dans notre étude. À travers l'analyse PESTEL et le diagnostic interne basé sur le référentiel SCOR que nous avons menés, nous avons identifié plusieurs dysfonctionnements affectant la planification des produits chimiques essentiels pour les opérations au sein de la division Well Construction.

Le chapitre suivant aura pour but de présenter l'état de l'art et d'explorer la littérature pour introduire les concepts et notions théoriques relatifs à la résolution de la problématique.

Chapitre 02

Etat de l'art

Introduction

Ce chapitre vise à fournir une compréhension globale pour les concepts clés liés à notre étude. Nous commencerons par explorer les notions de supply chain et de l'importance d'une adéquation entre la stratégie d'entreprise et de la supply chain. Nous expliquerons ensuite la nécessité d'une bonne gestion des stocks dans un contexte de réactivité ainsi que les différents outils qui en découlent.

2.1 Concepts liés à la supply chain

2.1.1 Définition de la supply chain

La supply chain est le pilier des opérations d'une entreprise, englobant toutes les étapes depuis l'approvisionnement en matières premières jusqu'à la livraison du produit fini aux clients. Une planification efficace de la supply chain est essentielle pour répondre aux besoins des clients tout en optimisant les coûts, en minimisant les risques et en améliorant la réactivité de l'entreprise face aux changements du marché. [13]

La supply chain représente l'ensemble des étapes activées lorsqu'un client passe une commande, jusqu'à la livraison et le paiement du produit ou service. Ce processus englobe toutes les parties prenantes, qu'elles soient directement ou indirectement impliquées dans la satisfaction de la demande client.

Outre le fabricant et les fournisseurs, la chaîne inclut également les transporteurs, les entrepôts, les détaillants et même les clients eux-mêmes. Dans chaque organisation, comme un fabricant, la supply chain couvre toutes les fonctions suivantes : le développement de nouveaux produits, le marketing, les opérations, la distribution, la gestion des stocks, les finances et le service clientèle. [14]

La Supply Chain a ainsi pour mission de gérer de bout en bout les flux (flux de produits, d'informations, les infrastructures physiques et les organisations humaines), depuis les fournisseurs jusqu'au client final. [15]

Pour qu'une entreprise réussisse, il est essentiel d'assurer une synergie entre sa stratégie concurrentielle et sa stratégie de la supply chain. Ces deux stratégies doivent converger vers un objectif commun : atteindre une cohérence parfaite entre les besoins des clients, que la stratégie concurrentielle cherche à satisfaire, et les capacités de la chaîne d'approvisionnement, que la stratégie de la supply chain s'efforce de développer.

La littérature de Chopra et Meindl stipule qu'il y a trois étapes nécessaires à suivre pour garantir cette adéquation stratégique comme suit :

1. L'incertitude des clients et de la chaîne d'approvisionnement : La compréhension des besoins clients et l'incertitude qui pèse sur la chaîne d'approvisionnement aide à identifier l'étendue des perturbations et à définir les coûts et les services souhaités.

2. Le design de la supply chain : Le design de la supply chain consiste à définir la configuration optimale des réseaux de production et de distribution. Il inclut la sélection des fournisseurs, la localisation des entrepôts et la gestion des flux de produits. L'objectif est de maximiser l'efficacité et de minimiser les coûts tout en répondant aux besoins des clients.

3. L'adéquation stratégique : Si un désaccord existe entre les points forts de la chaîne d'approvisionnement et les besoins des clients, l'entreprise devra décider soit de restructurer la chaîne d'approvisionnement pour l'aligner sur sa stratégie concurrentielle, soit de modifier sa stratégie concurrentielle. [15]

La loi du marché, dictée par le client, dépasse aujourd'hui la définition standard comme étant la quantité de biens ou de services que les agents économiques souhaitent acheter pour un prix donné. De ce fait, la nature de la demande est aujourd'hui sujette à plusieurs facteurs : [16]

- La quantité du produit demandé
- Le prix du produit ou du service
- La variété des produits
- Temps de réponse toléré par le client
- La variété des produits
- Le niveau de service demandé

Parfois, les clients d'un même segment ou d'un même secteur peuvent avoir des besoins différents, ce qui complique la prévision précise des caractéristiques de la demande que la chaîne logistique doit satisfaire. Cette situation crée une "incertitude implicite de la demande", c'est-à-dire une incertitude spécifique à un segment particulier de clients. [17]

L'incertitude de la demande dépend de la précision avec laquelle on peut prévoir la demande pour un produit. Selon Fisher, les produits fonctionnels, qui ont un cycle de vie plus long, tendent à avoir une demande plus stable. En revanche, les produits innovants, avec un cycle de vie beaucoup plus court, présentent une demande bien moins prévisible.

La figure 2.1 montre le positionnement de divers produits selon l'incertitude de la demande et de la supply chain.

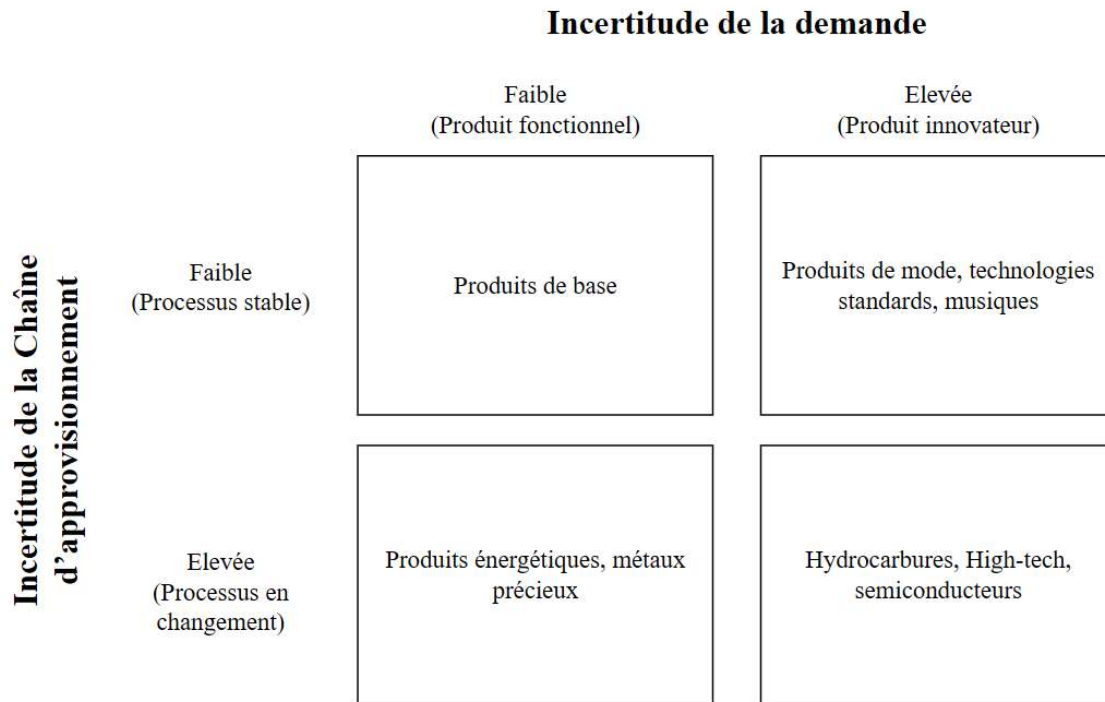


Figure 2.1 : Classification des produits selon l'incertitude de la demande et de la supply chain [18]

Les hydrocarbures, tout comme bien d'autres produits, sont sujets à une forte incertitude de la demande et de la supply chain combinées. Ceci mène à penser la nécessité de définir un design adéquat qui puisse servir simultanément les intérêts de l'entreprise et du client. Entre efficacité et réactivité, la détermination du modèle adéquat devient alors une priorité.

2.1.2 Supply Chain entre efficacité et réactivité

Selon les caractéristiques du produit ou du service, deux designs distincts de chaînes d'approvisionnement peuvent être utilisés pour créer un avantage concurrentiel : une supply chain efficace ou réactive.

Le modèle de demande pour le produit ou service de l'entreprise est un facteur clé dans le choix du meilleur design de la chaîne. L'objectif d'une chaîne efficace est de coordonner les flux de matières et de services afin de minimiser les stocks et maximiser l'efficacité. En revanche, les supply chain réactives sont conçues pour répondre rapidement aux fluctuations du marché, optimisant les stocks et augmentant la flexibilité face à la variation et à l'incertitude de la demande. [19]

Les supply chain efficaces sont caractéristiques des produits à la demande relativement stable à long terme, avec un cycle de vie long et un volume de production élevé, appelés produits de commodité. La qualité, le délai de livraison, la fiabilité et la disponibilité sont

des critères qualitatifs pour ces produits, et surtout, le prix est le critère déterminant pour remporter les commandes.

Les supply chain réactives, quant à elles, sont adaptées aux produits spécifiques à un consommateur particulier avec une grande incertitude de la demande. Le prix, la qualité, le délai de livraison et la disponibilité sont des critères qualitatifs pour ces produits, tandis que le niveau de service, c'est-à-dire la capacité à répondre aux attentes et exigences individualisées des consommateurs, est le critère déterminant pour remporter les commandes. Ainsi, les chaînes d'approvisionnement réactives doivent être capables de concurrencer grâce à leur rapidité de réaction, leur flexibilité et leurs produits innovants dans un contexte de besoins consommateurs changeant rapidement et individualisés, tout en maintenant efficacité et rentabilité.

Lors du choix d'une stratégie de chaîne d'approvisionnement, il est crucial de l'aligner avec une stratégie concurrentielle ciblant un segment de marché spécifique et de prendre en compte la position actuelle et cible de l'entreprise et du développement de la chaîne d'approvisionnement. [20]

Facteur	Chaîne logistique efficiente	Chaîne logistique réactive
Demande	Prévisible, faible taux d'erreurs sur les prévisions.	Non prévisible
Variété produits	Faible	Elevée
Marge de contribution	Faible	Elevée
Introduction de nouveaux produits sur le marché	Peu fréquent	Très fréquent
Priorités concurrentielles	Bas prix, bonne qualité, livraison à temps	Innovation, livraison rapide, personnalisation, flexibilité des volumes
Stratégie opérationnelle	Volume élevé, produits et services standardisés, make-to-stock	Grande variété de produits et de services, inclus le assemble-to-order, make-to-order, des produits personnalisés
Investissements en stocks	Très faible, grande rotation de stock	Élevé pour permettre un délai de livraison rapide, utilisation des composants modulaires

Lead time	Essayer de le raccourcir, mais sans engendrer une augmentation des coûts	Raccourcir le lead time est une priorité
Sélection des fournisseurs	Mettre l'accent sur la baisse des prix, la qualité, et la livraison à temps	Mettre l'accent sur la rapidité du délai de livraison, personnalisation, flexibilité des volumes, Qualité de conception

Tableau 2.1 : facteurs clés de différenciation entre chaîne logistique efficiente et réactive [16]

La nature de la demande, mêlée à la stratégie de l'entreprise, sont le pilier de la détermination des priorités de la supply chain. Le secteur dans lequel opère l'entreprise joue un rôle crucial dans le choix d'une stratégie adaptée.

2.2 La supply chain dans le secteur pétrolier

Pour fonctionner efficacement, les activités de tous les secteurs industriels reposent sur les produits pétroliers et gaziers. En effet, malgré les avancées dans le domaine des énergies renouvelables, il n'est pas exagéré de dire que l'économie mondiale dépend encore de l'industrie pétrolière et gazière [21]. Et avec ses complexités inhérentes et sa susceptibilité aux perturbations, l'industrie des hydrocarbures dépend d'une gestion efficace de la chaîne d'approvisionnement pour des opérations efficaces. [22]

Cette gestion est essentielle pour garantir la livraison en temps voulu d'équipements spécialisés, assurer un flux continu des produits et anticiper activement les disruptions potentielles susceptibles de compromettre les opérations. [23]

2.2.1 La nécessité d'une supply chain réactive dans le Oil & Gas

Le marché pétrolier, caractérisé par une forte volatilité, des risques géopolitiques, des exigences réglementaires strictes et une pression constante de compétitivité, impose aux entreprises la nécessité d'être réactives pour maintenir leur positionnement sur le marché. En effet, plusieurs facteurs mènent à penser que la réactivité de la chaîne d'approvisionnement est essentielle dans un contexte économique mondial de plus en plus compétitif et instable. Ces derniers peuvent être résumés dans les points suivants : [24]

- **Volatilité du marché :** Le secteur pétrolier est particulièrement sensible aux fluctuations des prix du pétrole, influencées par des facteurs économiques, géopolitiques et environnementaux. Cette volatilité exige une chaîne d'approvisionnement capable de s'adapter rapidement pour optimiser les coûts et maintenir la rentabilité. Par exemple, des changements rapides des prix du marché peuvent nécessiter des ajustements dans les niveaux de production et les stratégies d'approvisionnement pour éviter des pertes financières importantes. [25]

- **Risques et perturbations** : Les chaînes d'approvisionnement dans le secteur du pétrole et du gaz sont fréquemment exposées à divers risques, notamment les catastrophes naturelles, les conflits géopolitiques et les interruptions logistiques. Une chaîne d'approvisionnement réactive permet de gérer efficacement ces perturbations, minimisant ainsi les impacts sur les opérations et la distribution des produits. Par exemple, la pandémie de COVID-19 a mis en lumière l'importance de la résilience et de la flexibilité des chaînes d'approvisionnement pour maintenir la continuité des opérations.
- **Exigences Réglementaires** : Le secteur pétrolier est soumis à des réglementations environnementales et de sécurité strictes. Les entreprises doivent se conformer rapidement à de nouvelles réglementations pour éviter les sanctions et préserver leur réputation. Une chaîne d'approvisionnement réactive facilite cette conformité en permettant des ajustements rapides et efficaces aux changements réglementaires. Cela est particulièrement important pour répondre aux attentes croissantes en matière de durabilité et de responsabilité environnementale.
- **Technologie et innovation** : L'adoption de nouvelles technologies et l'innovation sont essentielles pour améliorer la résilience et la réactivité des chaînes d'approvisionnement dans le secteur du pétrole et du gaz. Les technologies avancées, telles que l'Internet des objets et l'intelligence artificielle, peuvent améliorer la surveillance en temps réel et la prise de décision, permettant une meilleure anticipation et gestion des perturbations. [26]

2.2.2 Pourquoi la gestion des stocks est indispensable pour la réactivité de la supply chain ?

La gestion des stocks joue un rôle crucial dans la réactivité de la chaîne d'approvisionnement en assurant une disponibilité constante des produits, ce qui permet de répondre rapidement aux besoins des clients. En ajustant les niveaux de stock de manière optimale, les délais de réapprovisionnement sont raccourcis, facilitant ainsi des livraisons plus rapides. Cette flexibilité permet également de réagir promptement aux fluctuations de la demande et aux événements imprévus, assurant ainsi la continuité des opérations. De plus, une gestion efficace des stocks contribue à minimiser les coûts associés au surstockage et aux ruptures de stock, optimisant ainsi les dépenses et améliorant la performance globale de la chaîne d'approvisionnement. [27]

2.3 Gestion des stocks

Une gestion efficace des stocks est essentielle pour garantir la pérennité de l'entreprise. Il est crucial de bien évaluer les stocks, de maintenir un taux de rotation approprié et d'éviter des niveaux excessifs. Sinon, cela signifie que des fonds sont immobilisés inutilement.

2.3.1 Définition

La gestion des stocks, une composante clé de la chaîne d'approvisionnement, implique le contrôle des produits depuis leur fabrication jusqu'à leur stockage en entrepôt et leur distribution aux points de vente. Son but est de garantir la disponibilité des bons produits, au bon endroit et au bon moment. Pour cela, il est essentiel de surveiller les niveaux de stock afin de déterminer quand réapprovisionner, quelle quantité commander et où stocker les produits.

Dans la notion gestion des stocks, le mot gérer a toute son importance et englobe les missions qu'on regroupe sous les génériques suivants : [28]

- Prévoir ;
- Coordonner ;
- Organiser ;
- Choisir ;
- Contrôler ;
- Informer.

La gestion des stocks joue un rôle vital dans le fonctionnement et la réussite des entreprises modernes. Elle consiste à superviser et à contrôler les niveaux de produits disponibles afin d'optimiser leur approvisionnement, leur stockage et leur distribution.

Une gestion efficace des stocks permet de répondre efficacement à la demande des clients tout en minimisant les coûts associés à l'inventaire. En établissant une base solide pour une planification et une exécution fluides des opérations, la gestion des stocks contribue directement à la performance financière et opérationnelle de l'entreprise. Ainsi, l'importance de la gestion des stocks se manifeste à travers plusieurs aspects cruciaux : [29]

- Répondre à la demande : La gestion des stocks est l'ensemble des procédures appliquées par une entreprise pour déterminer :
 - Quand s'approvisionner ;
 - Les quantités à acheter.

La gestion des stocks est indispensable pour répondre au mieux aux demandes des clients. Un stock doit contenir les articles demandés en quantité adaptée. Les responsables des stocks doivent donc connaître :

- La tendance du marché ;
- La demande ;
- Les distributeurs ;
- Les délais de livraison.

- Optimisation des coûts : Dans une entreprise, avoir un stock a un coût d'acquisition, de conservation et de dévalorisation.

De ce fait, s'assurer d'une bonne gestion des stocks revient à éviter les ruptures de stock, les sur-stockages mais aussi minimiser les coûts liés au stockage.

2.3.2 Coûts liés à la gestion des stocks

Les coûts de gestion des stocks comprennent divers éléments financiers associés à l'acquisition, à la détention et à la gestion des stocks d'une entreprise. Ils englobent les coûts de stockage physique, tels que les frais de location d'entrepôt et les coûts de manutention, ainsi que les coûts financiers liés au capital immobilisé dans les stocks. De plus, ils incluent les coûts liés aux risques comme l'obsolescence des produits, les ruptures de stock et les frais de transport pour le réapprovisionnement rapide. Une gestion efficace des stocks vise à minimiser ces coûts tout en maintenant des niveaux de stocks adéquats pour répondre à la demande client et soutenir les opérations commerciales de manière rentable.

Coût	Formule	Description
Coût d'Acquisition	$C_a = C_{au} * D$	Le coût d'acquisition unitaire du produit correspond au prix payé lors de l'achat d'un produit, il comprend le coût unitaire du produit, les frais de transport, les frais de douane, les assurances, les frais d'emballage, les taxes de vente fédérale et provinciale et l'escompte de caisse.
Coût de stockage	$C_s(u) = C_{au} * t$ $C_s = C_s(u) * \frac{Q}{2}$	<p>Ensemble des coûts issus du maintien d'un article en stock : coût d'immobilisation du capital, coût d'entreposage et coût de dépréciation du stock. Le coût de stockage est le coût obtenu par la somme de trois coûts distincts, soit le coût d'option, le coût d'entreposage et le coût de détention.</p> <p>Avec :</p> <ul style="list-style-type: none"> - C_s : coût de stockage ; - t : taux de stockage ; - C_a : coût d'acquisition ; - Q : Quantité maximale en stock.
Coût de lancement de commande	$C_L = C_L(u) * \frac{D}{Q}$	Le coût de commande est l'ensemble des coûts rattachés à l'appropriation d'un produit. On y trouve principalement les frais de

		correspondance et de téléphone, les salaires et les charges sociales du personnel d'achat.
Coût de rupture	$C_r = C_{ru} * U_m * t_r$	<p>Désigne les pertes financières et les conséquences opérationnelles qu'une entreprise subit lorsqu'elle ne peut pas satisfaire la demande des clients en raison d'un manque de stock.</p> <p>Avec :</p> <ul style="list-style-type: none"> - C_{ru} : Coût de rupture unitaire ; - U_m : Nombre d'unités manquantes ; - t_r : Taux de rupture

Tableau 2.2 : Coûts de gestion des stocks

2.3.3 Outils et approches utilisés dans la gestion des stocks

Dans la gestion des stocks, divers outils et approches sont utilisés pour optimiser la disponibilité des produits tout en minimisant les coûts (Figure 2.2). Les systèmes de gestion des stocks automatisent le suivi des niveaux de stock et facilitent la gestion des commandes et des prévisions de la demande. L'analyse ABC classe les articles en fonction de leur valeur, permettant une gestion prioritaire des articles les plus stratégiques. La gestion des prévisions utilise des techniques statistiques pour anticiper la demande future. Les technologies comme les codes-barres, la RFID et les systèmes GPS assurent un suivi précis des stocks. Ensemble, ces méthodes garantissent une gestion efficace, réduisant les risques de surstockage et de rupture de stock tout en optimisant les processus logistiques et financiers de l'entreprise.



Figure 2.2 : Les différentes approches de la gestion des stocks [30]

Dans l'optique d'avoir une gestion des stocks aboutie, plusieurs outils et méthodes sont déployés et seront expliqués au fur et à mesure du chapitre.

2.3.4 Politiques de la gestion des stocks

Les systèmes de gestion des stocks doivent permettre de répondre à deux questions intimement liées : à quel moment devons-nous réapprovisionner nos stocks et quelle quantité devons-nous commander ? Quatre politiques de réapprovisionnement sont alors possibles (Tableau 2.3).

	Quantité fixe	Quantité variable
Période Fixe	Méthode du réapprovisionnement fixe Ou modèle de Wilson	Méthode du Recomplètement
Période variable	Méthode du point de commande	Approvisionnement par dates et quantités variables

Tableau 2.3 : Politiques de gestion des stocks

2.4 Prévision de la demande : Définition, importance et méthodes

Dans le paysage concurrentiel actuel des industries, la capacité à prédire avec précision la demande des clients est un facteur critique de réussite. La prévision de la demande joue un rôle crucial dans la gestion efficace de la chaîne d'approvisionnement, permettant aux entreprises d'aligner leurs opérations selon les besoins du marché, d'optimiser les ressources et d'améliorer les performances globales. [31]

En exploitant les données historiques, les tendances du marché et les analyses prédictives, les industriels peuvent obtenir des informations précieuses sur les futurs schémas de demande et prendre des décisions éclairées qui impactent la planification de la production, la gestion des stocks, les achats et la distribution. [32]

La nature dynamique de la demande des clients exige agilité et réactivité. La prévision de la demande fournit une feuille de route aux industriels pour anticiper et s'adapter aux conditions changeantes du marché, minimiser les risques et saisir les opportunités. Elle sert de base aux opérations efficaces de la chaîne d'approvisionnement, permettant aux industriels de répondre aux attentes des clients, de réduire les coûts et de gagner un avantage concurrentiel. [33]

Ainsi, une meilleure gestion des prévisions permet ce qui suit :

- Planification améliorée et prise de décision
- Augmentation de l'efficacité
- Meilleur service client
- Performance financière accrue
- Avantage concurrentiel

Facteurs influençant la demande

Il existe des facteurs internes et externes qui peuvent influencer la demande que nous avons répertoriés dans le tableau 2.4.

Facteurs externes	Facteurs internes
<ul style="list-style-type: none"> - Conditions économiques - Concurrence sur le marché - Préférences et tendances des consommateurs - Facteurs réglementaires et juridiques - Avancées technologiques 	<ul style="list-style-type: none"> - Stratégie de tarification - Qualité et caractéristiques du produit - Image de marque et réputation - Marketing et publicité

Tableau 2.4 : Facteurs internes et externes influençant la demande

2.4.1 Principes théoriques de la prévision de la demande

La prévision de la demande vise à estimer la consommation future de produits ou de services. Elle permet de planifier la production, de réduire les délais de livraison et d'optimiser les niveaux de stock.

Avant de réaliser des prévisions, il est crucial de déterminer l'horizon temporel. Si l'objectif est de planifier les activités opérationnelles immédiates, il s'agit de prévisions à court terme. Contrairement aux prévisions à moyen terme, qui servent les activités tactiques telles que les budgets et les plans annuels, les prévisions à court terme ne couvrent pas ces aspects. Les prévisions à long terme, en revanche, concernent les décisions d'investissement ou de lancement de produits ou services, avec une portée de plus de deux ans.

En littérature, les études de recherche sur la prévision de la demande peuvent être regroupées en trois grandes catégories : méthodes statistiques, méthodes d'intelligence artificielle et méthodes hybrides.

2.4.2 Méthodes statistiques de prévision

Ces méthodes, fondées sur un traitement statistique des séries chronologiques et/ou les liaisons et relations entre les variables de l'environnement, permettent d'établir une relation

de cause à effet entre une variable expliquée (dite endogène Y_t) et des variables explicatives (dites exogènes X_{nt}). On peut distinguer deux classes de méthodes quantitatives (Figure 2.3).

- **Méthodes causales** : basées sur l'explication de la variable cible de par la relation entre les variables exogènes.
- **Méthodes autoprojectives** : basées sur les séries chronologiques permettent de prévoir une variable en fonction du temps et de son historique.

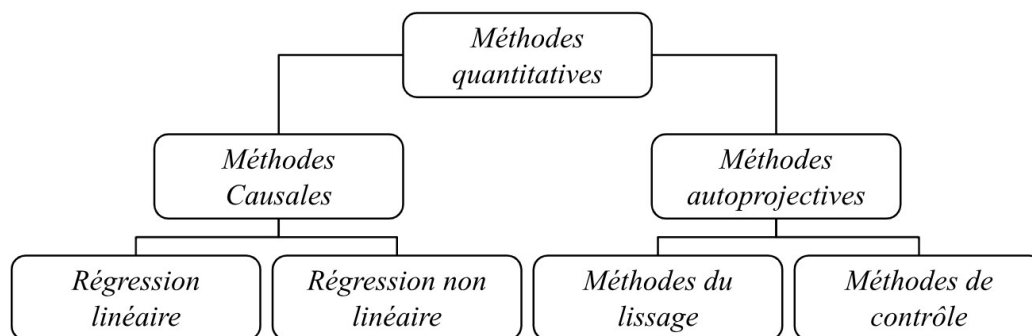


Figure 2.3 : Récapitulatif des méthodes de prévision statistiques

2.4.2.1 Concept des séries temporelles

Une série temporelle (time series) est une succession de points de données ou d'observations enregistrés à des intervalles de temps réguliers ou différents.

Généralement, une série temporelle est constituée de points de données espacés de manière égale dans le temps. La fréquence des enregistrements peut varier, allant de l'horaire au quotidien, hebdomadaire, mensuel, trimestriel ou annuel.

Lorsque plusieurs variables sont mesurées au fil du temps, la série temporelle est qualifiée de multivariée ; sinon, elle est dite univariée. Les séries temporelles trouvent des applications dans divers domaines comme les statistiques, la finance et les affaires.

Un exemple courant la prévision des ventes et de la demande, les prévisions météorologiques, l'économétrie, le traitement des signaux, la reconnaissance des formes et la prévision des épidémies basées sur des données médicales.

Les composantes d'une série temporelle

Une série temporelle peut être décomposée en plusieurs composantes principales, chacune représentant un aspect différent des variations dans les données (Figure 2.4). Les composantes typiques d'une série temporelle sont :

1. Saisonnalité : La saisonnalité est une composante récurrente et périodique qui se répète à intervalles réguliers, souvent sur une base annuelle, trimestrielle, mensuelle ou hebdomadaire. La saisonnalité est causée par des facteurs comme les saisons, les jours de la semaine, ou des événements spécifiques. La saisonnalité a une période fixe et connue qui permet une meilleure compréhension de nos données.

2. Tendance : La tendance représente la direction générale dans laquelle les données évoluent sur une période prolongée. Elle peut être croissante, décroissante ou stationnaire. La tendance capture les mouvements à long terme et peut être linéaire ou non linéaire.

3. Cycle : Les cycles sont des fluctuations à long terme qui ne sont pas de nature saisonnière. Ils sont souvent liés à des phénomènes économiques ou commerciaux et peuvent durer plusieurs années. Contrairement à la saisonnalité, les cycles n'ont pas de période fixe.

4. Composante irrégulière : Les fluctuations irrégulières ou aléatoires d'une série temporelle sont engendrées par des influences imprévisibles qui ne suivent pas de schéma spécifique et ne se répètent pas régulièrement. Ces variations sont déclenchées par des événements tels que des conflits armés, des mouvements de grève, des catastrophes naturelles telles que des tremblements de terre ou des inondations, ainsi que des événements politiques majeurs comme des révolutions. Il n'existe pas de méthode statistique définie pour quantifier ces fluctuations aléatoires dans une série temporelle, étant donné leur nature imprévisible et non structurée.

Ainsi, les séries chronologiques se décomposent comme suit :

Où :

S : fonction de saisonnalité ;

M : fonction de tendance ;

U : fonction aléatoire.

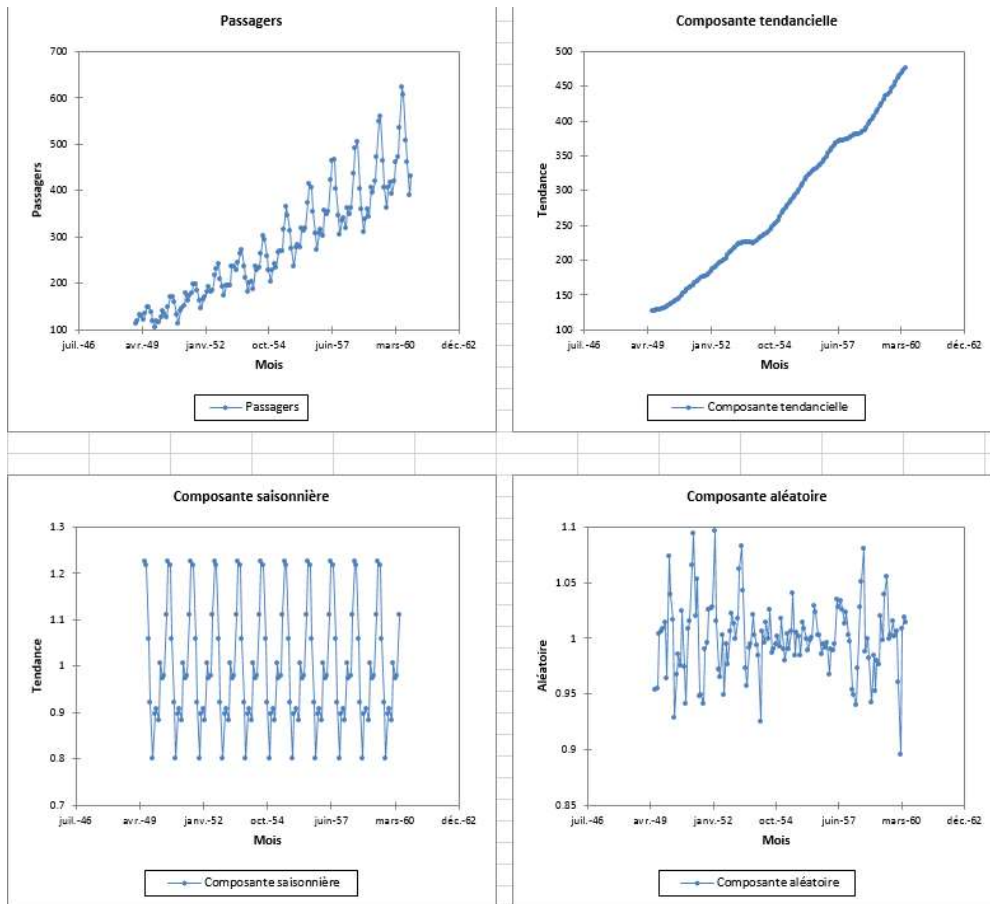


Figure 2.4 : Décomposition des séries temporelles de l'ensemble de données sur les passagers aériens [34]

2.4.2.2 Méthodes autoprojectives de prévision

Ces méthodes œuvrent à calculer le Y_{t+h} le plus fiable et passe par plusieurs étapes comme montré dans la figure 2.5.

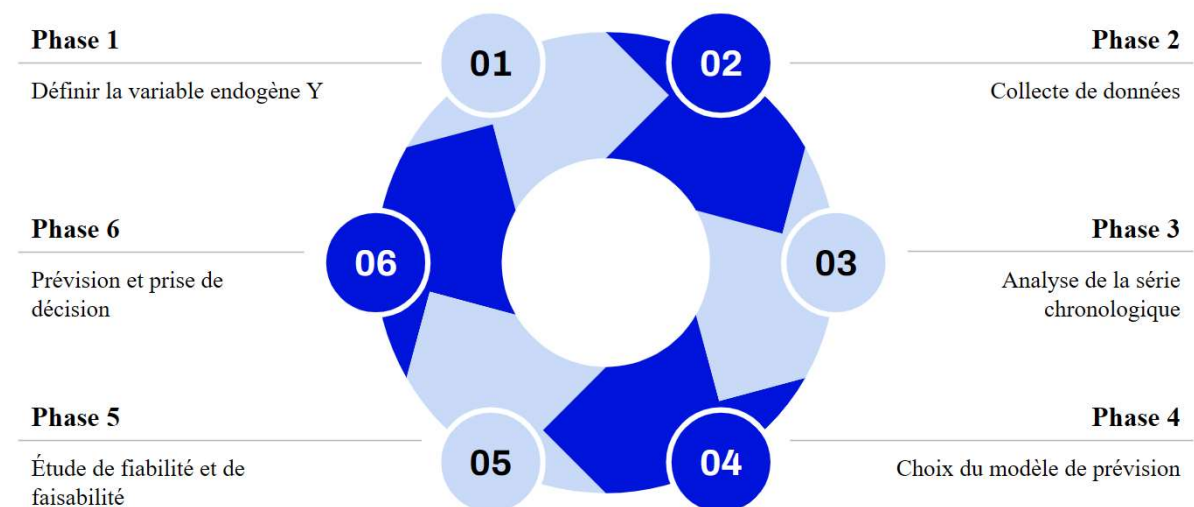


Figure 2.5 : Etapes de la méthodologie de prévision autoprojective

Les méthodes autoprojectives se divisent en deux catégories :

Les techniques de lissage

Les techniques de lissage visent à atténuer les fluctuations irrégulières des séries temporelles pour révéler les tendances sous-jacentes et les composantes saisonnières.

Les techniques de lissage sont les plus fréquemment employées pour des prévisions à court terme. Elles consistent à distinguer entre les fluctuations aléatoires et la loi de base des données en utilisant des filtres linéaires sur les valeurs historiques et éliminer ces variations.

Un filtre linéaire f est une combinaison linéaire de S anciennes données de la série chronologique initiale.

Les méthodes autoprojectives de lissage incluent :

1. Moyenne mobile

Utile pour des données sans tendance marquée ou saisonnalité, son principe est d'utiliser la moyenne d'un nombre fixe de points de données consécutifs pour lisser les variations court terme. Son expression est la suivante :

$$P_t = \frac{\sum_{k=1}^n D_{t-k}}{n}$$

Avec P_t : Prévision pour la période t ; D_t : la demande réelle pour la période t et N : le nombre de périodes prises en compte, généralement calculé comme suite : $N = \frac{1}{5} n$; Avec n le nombre de périodes.

2. Lissage exponentiel simple

Ce lissage permet une pondération particulière des données passées. Il est adéquat avec les séries sans saisonnalité ni tendance apparentes (séries stationnaires). Son modèle est le suivant :

$$P_t = P_{t-1} + \alpha(D_t - P_{t-1})$$

Ou α : le coefficient de lissage ($0 < \alpha < 1$).

3. Lissage exponentiel double

Appelé aussi lissage de Brown, ce modèle consiste à effectuer le même lissage précédent à une série déjà lissée. Cette technique prend en compte le caractère tendanciel de la série chronologique et fait quand même abstraction du caractère saisonnier de celle-ci, son expression est la suivante :

$$P_{t+h} = a_{0t} + a_{1t} \cdot h$$

Où h représente l'horizon de la prévision. a_{0t} est la moyenne lissée de la série en t , a_{1t} est la pente de la tendance estimée en t .

Ces coefficients sont donnés par :

$$a_{0t} = \alpha D_t + (1 - \alpha)(a_{0(t-1)} + a_{1(t-1)})$$

$$a_{1t} = \beta(a_{0(t-1)} + a_{1(t-1)}) + (1 + \beta) a_{1(t-1)}$$

Avec β : le coefficient de lissage de la tendance.

4. Lissage exponentiel triple (Holt-Winter)

Traitant des séries homogènes en tendance et saisonnalités, elle est considérée comme une amélioration des techniques de lissage exponentiel et de la moyenne mobile.

Elle comporte 3 paramètres à estimer : paramètre de tendance, paramètre de variation et paramètre de saisonnalité. Sa forme additive est la suivante :

$$P_{t+h} = (a_{0t} + a_{1t} \cdot h) \cdot S_{t-p+h} \quad \text{si } 1 \leq h \leq p$$

$$P_{t+h} = (a_{0t} + a_{1t} \cdot h) \cdot S_{t-p+2h} \quad \text{si } p + 1 \leq h \leq 2p$$

Avec :

$$\begin{cases} a_{0t} = \alpha \left(\frac{D_t}{S_{t-p}} \right) + (1 - \alpha)(a_{0(t-1)} + a_{1(t-1)}) \\ a_{1t} = \beta(a_{0t} - a_{0(t-1)}) + (1 - \beta)a_{1(t-1)} \\ S_t = \gamma \left(\frac{D_t}{a_{0t}} \right) + (1 + \gamma)S_{t-p} \end{cases}$$

Où P_{t+h} la prévision à $t+h$; p la période ; D_t la demande réelle pour la période t ; α , β et γ des paramètres à estimer.

Les techniques de contrôle

1. Concept de stationnarité

Une série chronologique est dite stationnaire si elle ne comporte ni tendance, ni saisonnalité ou autre facteur évoluant avec le temps. D'une manière plus formelle une série stationnaire X_t pour ($t = 1 \dots T$) se définit par ses caractéristiques stochastiques invariantes, elle doit donc vérifier les conditions suivantes:

$$E(Y_t) = \mu \quad \forall t$$

$$Var(Y_t) = \sigma^2 \quad \forall t$$

$$Cov(Y_t, Y_{t+k}) = E[(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu)] = \gamma_k \quad \forall t$$

Quant à la série ε_t , qui représente le résidu, est un Bruit-Blanc si :

$$E(\varepsilon_t) = 0 \quad \forall t$$

$$Var(\varepsilon_t) = \sigma^2 \quad \forall t$$

$$Cov(\varepsilon_t, \varepsilon_{t+1}) = 0 \quad \forall t$$

Dans le cas contraire, la série est non stationnaire et elle peut être de 2 types :

Type DS (Differency stationary)

$$X_t = X_{t-1} + \beta + \varepsilon_t$$

Avec β constante.

Ce type de processus peut être stationnarisé par l'utilisation d'un filtre aux différences.

Type TS (Trend stationary)

$$X_t = f_t + \varepsilon_t$$

Où f_t est une fonction polynomiale du temps, linéaire ou non linéaire et ε_t représente l'erreur du modèle à la période t , il peut être stationnarisé en retranchant la valeur estimée $\alpha + \beta t$, grâce à la méthode des moindres carrés ordinaires (Méthode de prévision causale).

2. Test de Dickey Fuller simple

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

[1] $X_t = \phi_1 \cdot X_{t-1}$: Modèle autorégressif d'ordre 1

[2] $X_t = \phi \cdot X_{t-1} + c + \varepsilon_t$: Modèle autorégressif d'ordre 1 avec constante

[3] $X_t = \phi \cdot X_{t-1} + b_t + c + \varepsilon_t$: Modèle autorégressif d'ordre 1 avec tendance et constante

Les hypothèses du test sont les suivantes :

H_0 : $\phi_1 = 1$, La série est non stationnaire \Leftrightarrow existence d'une racine unitaire

H_1 : $\phi_1 \neq 1$, La série est stationnaire \Leftrightarrow Absence d'une racine unitaire

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

Il existe une version du Test de Dickey-Fuller Augmenté, qui est similaire au précédent mais ne suppose pas que l'erreur est à Bruit Blanc. Le schéma de la figure 2.6 récapitule l'ensemble des étapes à suivre lors du test de racine unitaire de Dickey Fuller :

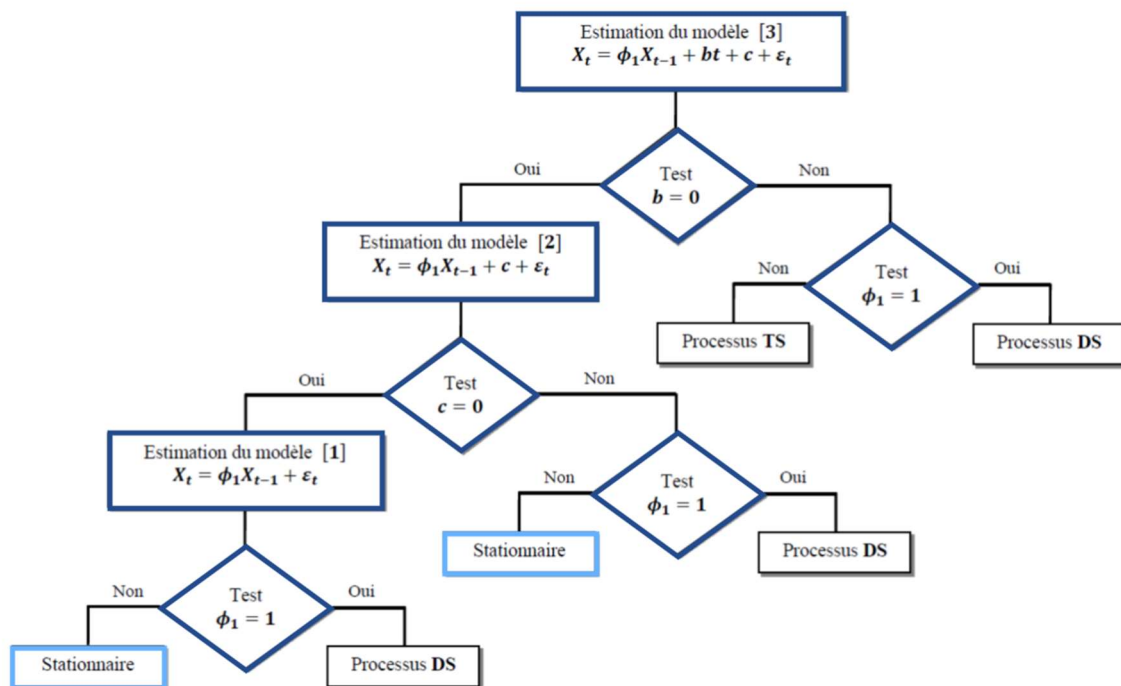


Figure 2.6 : stratégie du test de Dickey Fuller

Box Jenkins (BJ)

La méthodologie Box-Jenkins, également connue sous le nom de modèle ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average), est une technique avancée de modélisation des séries temporelles développée par George Box et Gwilym Jenkins dans les années 1970.

Utilisée principalement pour l'analyse et la prévision de données chronologiques, cette méthode intègre des éléments autorégressifs, de différenciation et de moyennes mobiles (nommés respectivement p , d et q) pour traiter les séries perturbées qui peuvent être non stationnaires et capturer les tendances et les structures sous-jacentes des données.

Grâce à sa flexibilité et à sa capacité à fournir des prévisions précises, la méthodologie Box-Jenkins s'avère particulièrement utile dans des domaines variés et est une des méthodes les plus fréquentes utilisées.

Composantes du modèle ARIMA

1. Autorégressif (AR) : La partie autorégressive du modèle implique que la variable d'intérêt est régressée sur ses propres valeurs passées. Par exemple, une valeur à un temps donné peut être exprimée comme une combinaison linéaire des valeurs passées de cette série.

2. Intégré (I) : La partie intégrée du modèle concerne le nombre de différenciations nécessaires pour rendre la série temporelle stationnaire (les valeurs des données sont remplacées par la différence entre les valeurs des données et les valeurs précédentes)

3. Moyenne mobile (MA) : La partie moyenne mobile implique que la variable d'intérêt est une fonction des termes d'erreur passés.

Le processus d'autorégression (p) permet d'évaluer la stationnarité des données. Si les données sont stationnaires, cela simplifie le processus de prévision. En revanche, si les données ne sont pas stationnaires, elles doivent être différenciées (d).

L'adéquation des données à un modèle de moyenne mobile est également vérifiée. En somme, l'analyse initiale des données vise à les préparer pour la prévision en déterminant les paramètres (p , d et q), qui sont ensuite utilisés pour élaborer une prévision précise.

La procédure de prévision avec la méthode de Box-Jenkins nécessite le passage par plusieurs étapes schématisées dans la figure 2.7.

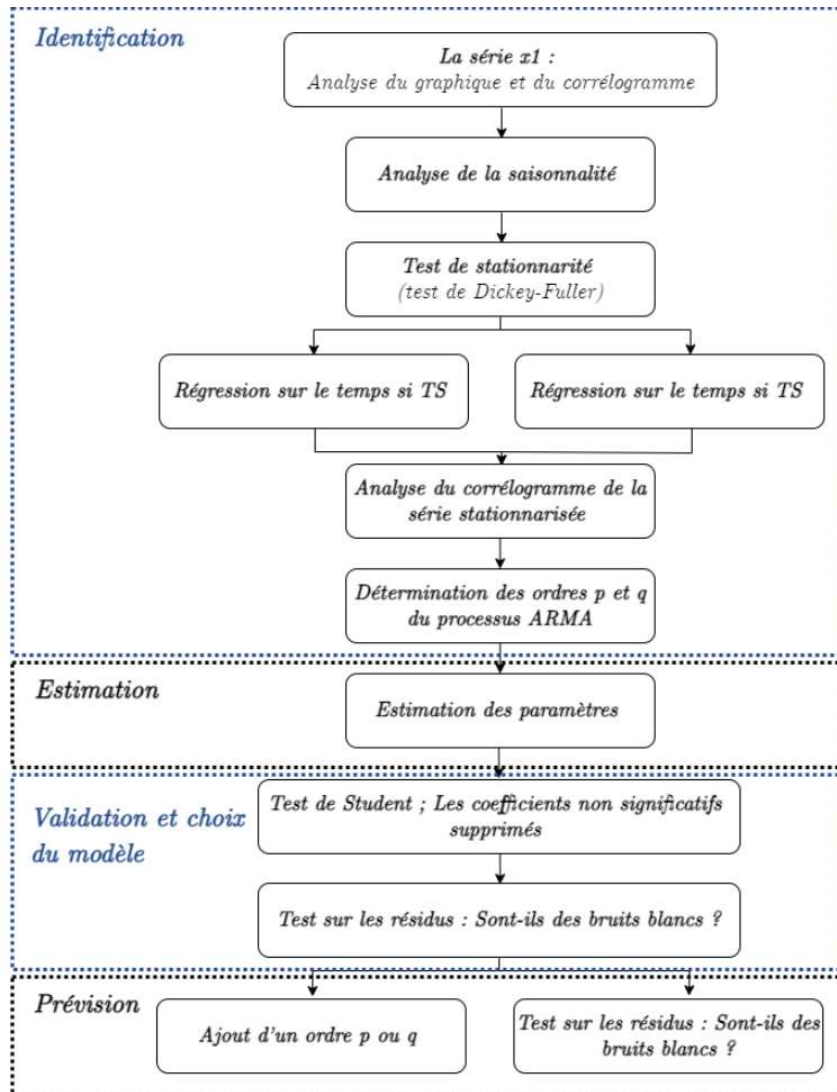


Figure 2.7 : Méthodologie de Box Jenkins

Mesure de l'erreur

Faire des prévisions expose inévitablement au risque d'erreur. Il est donc crucial de remettre constamment en question la fiabilité des modèles utilisés et des prévisions qu'ils génèrent. Cela peut être accompli en évaluant le niveau d'erreur, et diverses méthodes sont disponibles pour ce faire (Tableau 2.5).

Erreur	Formule	Description
Erreur brute de prévision : E_t	$E_t = F_t - D_t$	Différence simple entre la prévision et la réalisation pour une période donnée. Utilisée pour analyser la précision instantanée d'une prévision. F_t : Prévision pour la période t , D_t : Réalisation pour la période t .

Erreur quadratique moyenne (Mean squared error) : MSE	$MSE_n = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n E_t^2$	Mesure la moyenne des carrés des erreurs de prévision. Utilisée pour pénaliser les grandes erreurs et mettre en évidence les prévisions erronées significatives.
Ecart absolu moyen (Mean absolute deviation) : MAD	$MAD_n = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n E_t $	Mesure l'erreur moyenne absolue en pourcentage entre les prévisions et les valeurs réelles, fournissant une indication relative de la précision des prévisions. Utile pour estimer la variance de l'erreur en supposant que l'erreur suit une loi normale.
Pourcentage d'erreur moyenne absolue (Mean absolute percentage error) : MAPE	$MAPE_n = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left \frac{E_t}{D_t} \right \cdot 100$	Calcule la moyenne des écarts absolus entre les valeurs prévues et les valeurs réelles, offrant une mesure directe de la précision des prévisions sans considération pour la taille des valeurs réelles. Pertinente pour la mesure de l'erreur dans le cas où il existe une forte saisonnalité avec des grandes variations de la demande.

Tableau 2.5 : Métriques de mesure de l'erreur de prévision

2.4.2.3 Limites des méthodes économétriques de prévision

Les modèles économétriques de prévision sont des outils puissants pour analyser les relations économiques et faire des prédictions sur des variables futures. Cependant, ils ont plusieurs limites qui peuvent affecter la précision et la fiabilité des prévisions. [35]

En effet, Un bon modèle doit avoir certaines propriétés additionnelles même s'il satisfait les critères économiques, statistiques et économétriques. On cite alors ce qui suit :

- La plausibilité théorique : c'est-à-dire qu'un modèle doit être compatible avec la théorie économique.
- La simplicité : la force d'un bon modèle réside dans le fait qu'il doit être compréhensible, sinon sa valeur devient moindre.
- L'habilité d'explication : la cohérence entre le phénomène économique lui-même est primordiale. Le modèle doit être en mesure de traduire fidèlement le phénomène qu'il est censé représenter.
- Le pouvoir de prédiction : un bon modèle doit pouvoir aider à prévoir. Pour voir cela, on doit tester le modèle soit avec un autre soit en dehors de la période d'observation qui a servi de base à l'établissement du modèle (données d'entraînement et données de test).

Les modèles économétriques, malgré leur validation par simulations et prévisions, simplifient la réalité en négligeant certaines variables et rencontrent des difficultés liées à la spécification du modèle, à la théorie et aux méthodes d'estimation. Les limites de ces deux modèles peuvent être classées en deux catégories : limites liées aux données ou aux techniques.

Difficultés liées aux données

Les difficultés liées aux données sont nombreuses et diverses, elles sont répertoriées dans le tableau 2.6.

Catégorie	Difficulté	Explication
Bases de données	Taille de l'échantillon	Les séries chronologiques couvrent une période trop courte pour les planificateurs, qui auraient besoin de données sur une période plus longue pour refléter les tendances générales.
	Véracité des chiffres	Les chiffres économiques varient fréquemment et de manière significative, rendant difficile leur interprétation précise. Par conséquent, les estimations basées sur ces chiffres sont souvent faites de manière arbitraire, ce qui n'est pas idéal.
Signification des coefficients	La prévalence de la multicollinéarité	Dans un modèle économétrique, il est courant que plusieurs variables explicatives soient fortement corrélées entre elles. Cette situation complique l'estimation précise des coefficients des variables, car il devient difficile de déterminer l'impact individuel de chaque variable sur la variable dépendante.
	Les erreurs de spécification et le choix des variables explicatives	Concernent les problèmes liés à la mauvaise conception d'un modèle économétrique, comme inclure des variables inutiles ou omettre des variables importantes. Ces erreurs peuvent entraîner des estimations biaisées et des conclusions incorrectes sur les relations économiques étudiées.
	La forme mathématique des équations	La forme mathématique des équations fait référence à la manière dont les relations entre les variables sont représentées dans un modèle économétrique, comme l'utilisation de relations linéaires ou non linéaires. Une mauvaise spécification de cette forme peut conduire à des erreurs de prévision et à des interprétations incorrectes des résultats.

Tableau 2.6 : Limites des modèles économétriques liées aux données

Difficultés liées aux techniques

- L'autocorrélation : Se réfère à la tendance des valeurs successives d'une série temporelle à être corrélées entre elles. Cela peut résulter de l'influence persistante du passé sur les données actuelles, de spécifications incorrectes de modèles ou de variables omises. Identifier et corriger l'autocorrélation est crucial pour obtenir des estimations précises et fiables des relations économiques. Ce phénomène peut être dû à des variables omises ou à une mauvaise spécification du modèle, et bien que l'autocorrélation soit courante, elle n'est pas toujours présente. [35]
- L'hétéroscédasticité : L'hétéroscédasticité pose un défi significatif en économétrie car elle entraîne une variance non constante des erreurs de prévision, compromettant ainsi la fiabilité des estimations de modèle. Cela nécessite l'utilisation de techniques spécifiques pour stabiliser la variance des erreurs et maintenir l'exactitude des analyses économiques.

2.4.3 Méthodes de prévision basées sur l'intelligence artificielle

Les méthodes d'intelligence artificielle sont couramment utilisées dans la littérature pour la prévision de la demande en raison de leur principal avantage d'être efficaces et précises (Chang et Wang, 2006). Ces techniques offrent une approche sophistiquée pour analyser les tendances passées et anticiper les futurs besoins des clients, permettant ainsi aux entreprises de prendre des décisions éclairées en matière de gestion de la chaîne d'approvisionnement.

En exploitant des algorithmes avancés tels que les réseaux de neurones, les méthodes de forêt aléatoire et les machines à vecteurs de support, les modèles d'intelligence artificielle peuvent capturer des relations complexes et non linéaires entre les variables, améliorant ainsi la précision des prévisions (Gutierrez et al., 2008). Cette capacité à traiter efficacement les données bruitées ou manquantes tout en offrant une adaptabilité aux fluctuations du marché fait des méthodes d'intelligence artificielle un choix attrayant pour les professionnels de la supply chain (Zhang et al., 1998; Yoo et Pimmel, 1999).

Le principal avantage de ces méthodes modernes réside dans leur capacité à modéliser des relations complexes et non linéaires entre les variables, ce qui permet une meilleure capture des tendances et des schémas de données (Breiman, 2001). Contrairement aux méthodes statistiques traditionnelles, les techniques d'intelligence artificielle sont plus flexibles et peuvent s'adapter à une variété de situations et de structures de données (Breiman, 2001; Cortes & Vapnik, 1995). De plus, les méthodes d'intelligence artificielle sont mieux équipées pour gérer des ensembles de données massifs et hétérogènes, ainsi que pour traiter efficacement les valeurs manquantes ou aberrantes, ce qui renforce leur robustesse et leur fiabilité dans des environnements de prévision de la demande réels et fluctuants (Taylor & Letham, 2018).

Il existe de nombreuses méthodes dans la littérature qui peuvent être utilisées pour faire les prévisions de la demande à l'aide des outils de l'intelligence artificielle.

2.4.3.1 Régression linéaire

Une régression linéaire (RL) est une méthode statistique où une variable dépendante γ (la variable cible) est calculée à partir de p variables indépendantes qui sont supposées avoir une influence sur la variable cible [36]. Étant donné un ensemble de données de n points de données, la formule pour une régression d'un point de donnée γ_i (variable dépendante) est la suivante :

$$\gamma_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^p \beta_j x_{ij} + \epsilon_i$$

Où :

- β_j est le coefficient de régression qui peut être calculé en utilisant l'approche des moindres Carrés.
- x_{ij} (variable explicative) est la valeur de la j ème variable indépendante.
- ϵ_i est le terme d'erreur.

2.4.3.2 Random Forest

La forêt aléatoire (RF) est un type de métaprévisionneur qui utilise plusieurs arbres de décision pour des problèmes de classification et de régression (Breiman, 2001). Les caractéristiques et les échantillons sont sélectionnés aléatoirement pour chaque arbre de la forêt, et ces arbres sont entraînés indépendamment (Figure 2.8).

Chaque arbre est construit en utilisant la méthode de l'échantillonnage bootstrap. Le bootstrap repose sur l'échantillonnage avec remplacement. Étant donné un ensemble de données D avec N échantillons, un ensemble de données d'entraînement de taille N est créé en échantillonnés à partir de D avec remplacement. Les échantillons restants dans D qui ne sont pas dans l'ensemble d'entraînement sont séparés comme ensemble de test.

Les entrées font référence aux variables indépendantes utilisées pour prédire une variable de sortie continue. Ces entrées peuvent être des caractéristiques, des mesures ou des variables observées qui servent de base à la construction de l'ensemble d'arbres aléatoires. La variable de sortie, quant à elle, est la valeur continue que l'on souhaite prédire à l'aide du modèle de régression par forêts aléatoires. L'objectif de ce modèle est de combiner les prédictions de multiples arbres de décision pour obtenir une prédiction plus robuste et précise. En utilisant les entrées fournies, le modèle de régression par forêts aléatoires est

capable de prédire la variable de sortie pour de nouvelles observations en exploitant les relations complexes et non linéaires présentes dans les données.

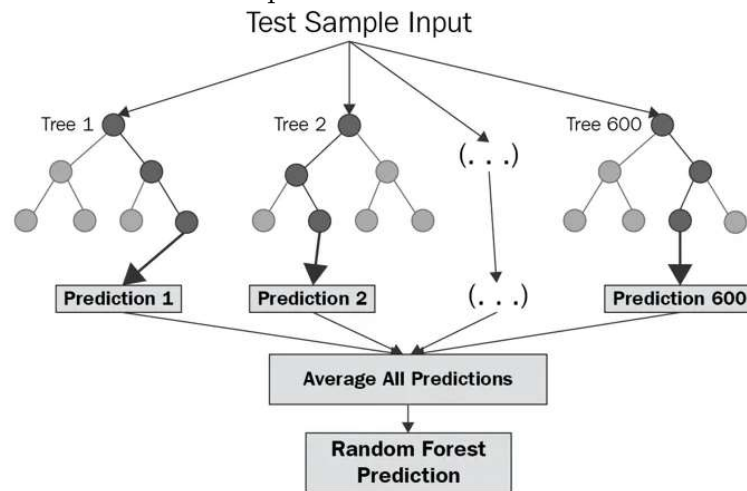


Figure 2.8 : Méthodologie Random Forest [37]

2.4.3.3 Support Vector Regression

La Régression par Vecteurs de Support (Support Vector Regression, SVR) est une version de la Machine à Vecteurs de Support (Support Vector Machine, SVM) qui est utilisée pour la régression. Elle utilise les mêmes principes que la SVM pour la classification, mais avec quelques modifications pour permettre des prédictions continues au lieu de classifications discrètes.

Dans le cas de la régression par vecteurs de support (SVM pour Support Vector Regression), les entrées se réfèrent aux variables indépendantes utilisées pour prédire une variable de sortie continue. Ces entrées peuvent être des caractéristiques, des mesures ou des observations qui sont utilisées pour construire le modèle de régression par vecteurs de support. La variable de sortie, quant à elle, est la valeur continue que l'on souhaite prédire à l'aide du modèle. L'objectif de la régression par vecteurs de support est de trouver une fonction d'ajustement optimale qui minimise l'erreur de prédiction en maximisant la marge entre les points de données et la droite (ou l'hyperplan) de régression.

En utilisant les entrées fournies, le modèle de régression par vecteurs de support est en mesure d'estimer avec précision la variable de sortie pour de nouvelles observations en se basant sur la position relative des points de données par rapport à l'hyperplan de régression. [38]

2.4.3.4 Facebook Prophet

Prophet est une procédure de prévision des séries temporelles basée sur un modèle additif où les tendances non linéaires sont ajustées avec des effets de saisonnalité annuels, hebdomadaires et quotidiens, ainsi que des effets de jours fériés. Il fonctionne

particulièrement bien avec les séries temporelles qui présentent des effets saisonniers marqués et plusieurs saisons de données historiques.

Prophet est robuste aux données manquantes et aux changements de tendance, et gère généralement bien les valeurs aberrantes. Il implémente un modèle additif général comme suit :

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t$$

Où chaque série temporelle $y(t)$ est modélisée comme la combinaison linéaire de :

- La tendance $g(t)$, qui modélise les changements à long terme non périodiques dans la série temporelle ;
- La composante saisonnière $s(t)$, qui modélise les changements périodiques ;
- L'effet des jours fériés $h(t)$, qui survient de manière irrégulière et potentiellement sur plusieurs jours ;
- Un terme d'erreur ϵ_t , qui est normalement distribué et représente toute variation de valeur qui ne peut pas être expliquée par les trois composantes précédentes.

2.4.3.5 Modèles basés sur les réseaux de neurones

Les réseaux de neurones, tels que les réseaux de neurones récurrents (RNN) et les réseaux de neurones à mémoire à court terme (LSTM), sont capables de capturer les motifs complexes et les dépendances à long terme dans les séries temporelles. Les formules spécifiques dépendent de l'architecture du réseau de neurones utilisé.

Les LSTM (Long Short-Term Memory) sont un type spécial de RNN (réseaux de neurones récurrents) conçus pour apprendre les dépendances à long terme. Ils ont été développés pour la première fois par Hochreiter et Schmidhuber en 1997. Ils possèdent une structure complexe appelée unité LSTM dans la couche cachée qu'ils contiennent. Comme ils fonctionnent très bien sur une grande variété de problèmes, ils sont largement utilisés aujourd'hui. Une représentation simple de cette architecture est donnée dans la figure 2.9.

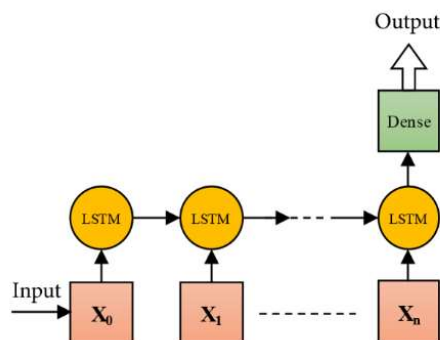


Figure 2.9 : Architecture LSTM (Atienza, 2017)

Dans une structure LSTM (Figure 2.10), il y a aussi une mémoire en plus de la cellule RNN. Grâce à cette mémoire, l'information provenant du temps précédent peut être récupérée et transmise à la suivante. Le modèle décide quelles informations conserver grâce à l'entraînement. Se souvenir des informations pendant une longue période est, en pratique, le comportement par défaut de ces réseaux et non quelque chose qu'ils essaient d'apprendre. Une unité LSTM est montrée à la Figure 2.10.

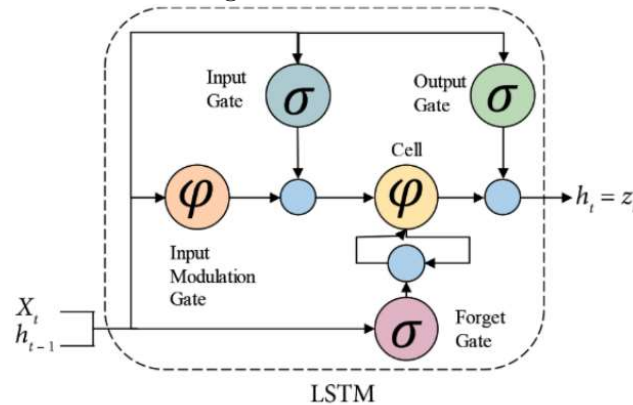


Figure 2.10 : Structure LSTM (Kang, 2018)

Un LSTM est composé de plusieurs cellules mémoire, chacune contenant plusieurs portes : la porte d'entrée, la porte de sortie et la porte d'oubli. Ces portes régulent le flux d'informations à travers les cellules mémoire.

Équations des LSTM

- Porte d'oubli (f_t)

La porte d'oubli décide des informations de l'état précédent C_{t-1} qui doivent être oubliées. Elle est définie par l'équation suivante :

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

Où :

- σ est la fonction sigmoïde ;
- W_f est la matrice de poids de la porte d'oubli ;
- $[h_{t-1}, x_t]$ est la concaténation de l'état caché précédent h_{t-1} et de l'entrée actuelle x_t ;
- b_f est le biais de la porte d'oubli.

- Porte d'entrée (i_t)

La porte d'entrée contrôle quelles nouvelles informations seront stockées dans la cellule mémoire. Elle est définie par :

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

Où :

- W_i est la matrice de poids de la porte d'entrée ;
- b_i est le biais de la porte d'entrée.

- **Création des nouvelles informations** (\tilde{C}_t)

Une nouvelle valeur de candidat \tilde{C}_t est créée et peut potentiellement être ajoutée à l'état de la cellule :

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c)$$

Où :

- W_c est la matrice de poids pour le candidat de l'état de la cellule ;
- b_c est le biais pour le candidat de l'état de la cellule.

- **Mise à jour de l'état de la cellule** (C_t)

L'état de la cellule est mis à jour en combinant les anciennes informations (pondérées par f_t) et les nouvelles informations (pondérées par i_t) :

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$$

- **Porte de sortie** (o_t)

La porte de sortie décide de l'information provenant de l'état de la cellule qui sera utilisée pour la sortie :

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

Où :

- W_o est la matrice de poids de la porte de sortie ;
- b_o est le biais de la porte de sortie.

- **Calcul de l'état caché** (h_t)

Enfin, l'état caché est mis à jour à partir de l'état de la cellule actuel et de la porte de sortie :

$$h_t = o_t * \tanh(C_t)$$

Comme dans d'autres réseaux de neurones artificiels (ANN), l'entraînement des réseaux LSTM se fait par époques. Une époque spécifie le nombre total d'itérations d'un ensemble de données donné utilisé pour l'entraînement dans le calcul des valeurs de poids du réseau (w). Une époque indique qu'un ensemble de données complet a été transmis en avant puis en arrière dans le réseau.

Mettre à jour les poids pour optimiser les modèles d'algorithmes d'apprentissage profond, et donc transmettre l'ensemble de données complet sur un seul réseau plusieurs fois pour obtenir un modèle de prédiction meilleur et plus précis, est sensé. Cependant, il n'est pas clair combien d'époques seront nécessaires pour atteindre des poids optimaux et entraîner un modèle avec le même ensemble de données. Différents ensembles de données montrent des comportements différents, donc un nombre différent d'époques peut être nécessaire pour entraîner au mieux les réseaux. [39]

2.4.3.6 Amplification Extrême du Gradient (XGBOOST)

XGBoost, ou Extreme Gradient Boosting, est un algorithme d'apprentissage automatique basé sur des arbres de décision. Il est conçu pour être hautement efficace, flexible et portable. XGBoost utilise le gradient boosting (optimisation par descente de gradient) pour minimiser l'erreur de prédiction en ajoutant de manière itérative de nouveaux modèles.

Dans le cas de l'Amplification Extrême du Gradient (XGBoost), les entrées désignent les variables indépendantes utilisées pour prédire une variable de sortie continue. Ces entrées peuvent être des caractéristiques, des mesures ou des observations qui sont utilisées pour construire le modèle XGBoost. La variable de sortie, quant à elle, est la valeur continue que l'on souhaite prédire à l'aide du modèle. L'objectif de XGBoost est de créer un ensemble de modèles d'arbres de décision, appelé "boosting", où chaque modèle apprend à corriger les erreurs du modèle précédent.

En utilisant les entrées fournies, le modèle XGBoost est capable de prédire avec précision la variable de sortie pour de nouvelles observations en utilisant la combinaison des prédictions de tous les modèles d'arbres dans l'ensemble. Le processus d'amplification extrême du gradient permet d'obtenir des performances de prédiction supérieures grâce à des techniques sophistiquées telles que la régularisation, la gestion des gradients et l'utilisation de valeurs manquantes. [36]

2.4.3.7 Avantages et inconvénients de chaque méthode

Les avantages et inconvénients de chacune des méthodes précédemment citées sont énumérés dans le tableau 2.7.

Méthode	Avantages	Inconvénients
Régression linéaire	<ul style="list-style-type: none"> - Simple à comprendre et à implémenter - Facile à interpréter - Rapide à entraîner et à prédire 	<ul style="list-style-type: none"> - Ne capture pas les relations non linéaires - Sensible aux valeurs aberrantes

	<ul style="list-style-type: none"> - Peu de paramètres à ajuster - Bonne base pour des modèles plus complexes 	<ul style="list-style-type: none"> - Performances limitées sur des données complexes - Suppose que les erreurs ont une distribution normale
Random Forest	<ul style="list-style-type: none"> - Gère bien les données manquantes et les valeurs aberrantes - Capture les interactions complexes entre les variables - Moins sensible au sur-apprentissage - Bonnes performances même sans beaucoup de réglages - Permet de mesurer l'importance des variables 	<ul style="list-style-type: none"> - Peut être computationnellement coûteux - Moins interprétable que les modèles simples - Peut nécessiter beaucoup de mémoire - Les prédictions peuvent être lentes pour les grands ensembles de données - Peut ne pas fonctionner bien avec les données très déséquilibrées
SVM	<ul style="list-style-type: none"> - Efficace pour les espaces à haute dimension - Robuste aux surapprentissage - Bonne performance avec un petit nombre de données - Flexibilité pour la classification et la régression 	<ul style="list-style-type: none"> - Complexité computationnelle élevée - Sensible aux choix des hyperparamètres et du noyau - Difficile à interpréter - Lent pour les grands ensembles de données - Nécessite une mise à l'échelle des caractéristiques
Facebook Prophet	<ul style="list-style-type: none"> - Facile à utiliser et à interpréter - Robuste aux données manquantes et aux valeurs aberrantes - Gère les changements de tendance - Facilement ajustable pour inclure des jours fériés et des événements spéciaux 	<ul style="list-style-type: none"> - Moins flexible que les modèles basés sur les réseaux de neurones - Nécessite plusieurs saisons de données historiques - Peut ne pas capturer les tendances complexes non saisonnières - Moins performant pour des séries temporelles très volatiles - Moins performant que les méthodes avancées comme les RNN ou XGBoost sur des données très complexes

LSTM	<ul style="list-style-type: none"> - Capacité à capturer des dépendances temporelles longues - Flexible pour modéliser des relations non linéaires complexes - Bonne performance pour les séries temporelles avec des structures complexes - Peut gérer des séries temporelles de longueur variable - Peut utiliser des variantes comme LSTM ou GRU pour améliorer les performances 	<ul style="list-style-type: none"> - Difficulté de formation, risque de vanishing/exploding gradients - Nécessite beaucoup de données pour bien fonctionner - Très computationnellement intensif et lent à entraîner - Difficile à interpréter et à expliquer
XGBOOST	<ul style="list-style-type: none"> - Très haute performance et précision - Efficace pour une grande variété de types de données - Gère bien les valeurs manquantes et les outliers - Utilise une régularisation pour éviter le surapprentissage - Bonne capacité à capturer les relations non linéaires - Rapidité des prédictions 	<ul style="list-style-type: none"> - Complexité et temps de formation élevés - Nombre élevé d'hyperparamètres à régler - Difficile à interpréter - Peut nécessiter une grande quantité de mémoire pour les grands ensembles de données - Risque de surajustement si les hyperparamètres ne sont pas bien choisis

Tableau 2.7 : Avantages et inconvénients des Méthodes de prévision basées sur l'intelligence artificielle

Importance du choix de la bonne méthode

Faire le bon choix de méthode de prévision par Machine Learning est crucial pour garantir des résultats précis et fiables. La performance des modèles peut varier considérablement en fonction des caractéristiques des données, telles que la linéarité, la saisonnalité et la complexité des relations sous-jacentes. Opter pour la méthode la plus appropriée permet non seulement d'améliorer la qualité des prévisions, mais aussi d'optimiser l'utilisation des ressources et du temps. Une méthode bien choisie peut également offrir une meilleure interprétabilité des résultats, essentielle pour la confiance des utilisateurs et la compréhension des insights générés.

L'aide à la décision joue alors un rôle essentiel dans ce processus en fournissant un cadre structuré pour évaluer et comparer les différentes méthodes et permet d'évaluer efficacement les critères comme la précision, la scalabilité et l'interprétabilité des modèles.

Elle assure ainsi une prise de décision informée et alignée sur les besoins spécifiques du projet, optimisant ainsi les résultats et l'impact des prévisions dans divers contextes d'application.

2.5 L'aide multicritère à la décision

L'aide multicritère à la décision est définie comme suit : "L'aide à la décision est l'activité de celui qui, prenant appui sur des modèles clairement explicités mais non nécessairement complètement formalisés, aide à obtenir des éléments de réponse aux questions que se pose un intervenant dans un processus de décision, éléments concourant à éclairer la décision et normalement à recommander, ou simplement à favoriser, un comportement de nature à accroître la cohérence entre l'évolution du processus d'une part, les objectifs et le système de valeurs au service desquels cet intervenant se trouve placé d'autre part." [40]

Dans ce contexte, plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour faciliter cette prise de décision. Parmi celles-ci, la méthode de l'Analyse Hiérarchique des Procédés (AHP) se distingue par son approche structurée qui permet de traiter des problèmes complexes en tenant compte de multiples critères.

2.5.1 Définition de la méthode AHP

Développée en 1980 par Saaty, la méthode AHP est une approche de base de la prise de décision, simple et flexible. Elle est conçue pour répondre à la fois au rationnel et à l'intuitif afin de sélectionner la meilleure solution parmi un certain nombre d'alternatives évaluées en fonction de plusieurs critères. Les décideurs effectuent des comparaisons par paires qui sont ensuite utilisées pour développer des priorités globales afin de classer les alternatives. L'AHP permet de tenir compte des incohérences dans les jugements et fournit un moyen d'améliorer la cohérence. La méthode AHP requiert une hiérarchisation du problème où l'objectif principal est positionné au plus haut niveau de la hiérarchie, tandis que les critères et les sous-critères qui affectent cet objectif sont placés dans les niveaux intermédiaires. Les alternatives, quant à elles, sont placées au niveau le plus bas de la hiérarchie. [41]

2.5.2 Etapes de la méthode AHP

Les étapes de la méthode sont listées comme suit :

Etape 1

La première étape consiste à décomposer le problème en une structure hiérarchique. En premier lieu, il faut définir l'objectif du problème, qui sera au sommet de cette hiérarchie. L'ensemble des sous-critères contribuant à atteindre l'objectif sera placé dans les niveaux inférieurs de la hiérarchie (Figure 2.11).

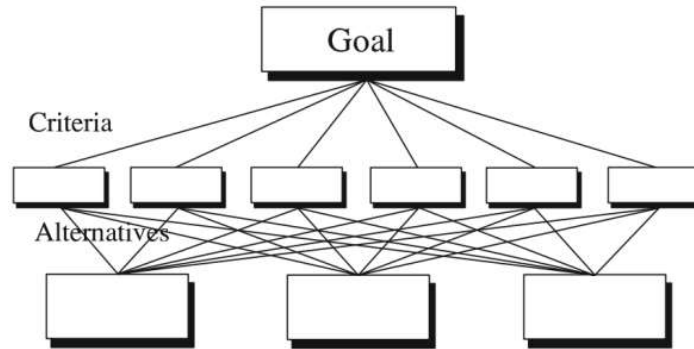


Figure 2.11 : Structure Hiérarchique de la méthode AHP

Etape 2

Cette étape consiste à effectuer les comparaisons paires par paires des éléments de chaque niveau hiérarchique par rapport à un élément du niveau hiérarchique supérieur, l'issue de cette étape c'est d'obtenir des matrices de comparaison selon l'échelle de Saaty (Tableau 2.8) qui auront les propriétés suivantes :

$$a_{ij} > 0$$

$$a_{ji} = \frac{1}{a_{ij}}$$

$$a_{ii} = 1$$

Echelle numérique	Echelle verbale
1	Importance égale des deux éléments : Egale ment important
3	Un élément est un peu plus important que l'autre : Légèrement plus important
5	Un élément est plus important que l'autre : Fortement plus important
7	Un élément est beaucoup plus important que l'autre : Très fortement plus important
9	Un élément est absolument plus important que l'autre : Absolument plus important
2, 4, 6, 8	Valeurs intermédiaires entre deux jugements
Réciprocité	Si un premier élément se voit attribuer l'un des chiffres précédents lorsqu'il est comparé à un deuxième élément, alors ce dernier aura la valeur inverse lorsqu'on le compare au premier élément.

Tableau 2.8 : Echelle de Saaty

Etape 3

Dans le cas où la prise de décision est effectuée avec K décideurs, les jugements sont agrégés en calculant la moyenne géométrique pondérée des jugements à l'aide de l'équation comme suit :

$$J_g(A, B) = \prod_{i=1}^K J_i(A, B)^{w_i}$$

Avec :

- $J_g(A, B)$ représente le jugement du groupe sur l'importance relative des alternatives A et B.
- $J_i(A, B)$ représente le jugement individuel de l'individu i sur l'importance relative des alternatives A et B.
- w_i est le poids de l'individu i , où $\sum_{i=1}^K w_i = 1$
- K représente le nombre de décideurs impliqués dans le processus de décision

Selon Saaty, le nombre des décideurs ne devrait pas être choisi aléatoirement mais plutôt basé sur leur domaine d'expertise et leur expérience pratique dans le sujet. Dans la plupart des cas, la compétence des décideurs est plus importante que leur nombre. En effet, un seul décideur peut suffire, à moins que d'autres conditions ne nécessitent la participation de plusieurs décideurs. Cela est réalisable grâce à la possibilité de vérifier la cohérence des jugements dans la méthode AHP.

Etape 4

Cette étape consiste à calculer les vecteurs propres afin de déterminer l'importance relative des éléments, à partir des matrices obtenues à l'étape précédente, il faut :

- Calculer la somme de chaque colonne et diviser chaque élément de la matrice par le total de la colonne.
- Calculer la moyenne de chaque ligne pour obtenir la priorité du critère.
- Multiplier chaque élément de la matrice précédente par la priorité du critère correspondant puis les additionner pour obtenir le vecteur de calcul.
- Diviser le vecteur obtenu par la priorité du critère.

Après cette étape, nous obtenons la mesure d'importance relative de chaque critère et le coefficient lambda qui lui est attribué, ce dernier étant utilisé lors de la vérification de la cohérence des jugements.

Etape 5

Cette étape consiste à vérifier la cohérence des jugements en calculant l'indice de cohérence IC et le ratio de cohérence RC.

$$IC = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1}$$

$$RC = \frac{IC}{IA}$$

Avec :

- λ_{max} : Valeur propre maximale
- n : nombre d'éléments de la matrice

Sachant que ICA est l'indice de cohérence aléatoire (Tableau 2.9).

Dimension de la matrice	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
ICA	0	0	0,58	0,9	1,12	1,24	1,32	1,41	1,45	1,49

Tableau 2.9 : Indice de cohérence aléatoire

En règle générale, une valeur de RC inférieure à 10 % est considérée comme acceptable. Toutefois, si la valeur dépasse ce seuil, il est nécessaire de revoir les comparaisons par paires afin de réduire les incohérences.

Étape 6

Une fois que les priorités de tous les critères dans la hiérarchie ont été établies, les poids de chaque alternative sont calculés, ce qui permet d'établir un classement des alternatives.

Conclusion

Ce chapitre avait pour but d'introduire les concepts utilisés dans ce projet. Pour ce faire, nous avons d'abord défini quelques notions clés abordées dans notre étude et qui tournent autour de la supply chain et sa réactivité dans le secteur pétrolier. Aussi, nous avons présenté une revue de la littérature sur la gestion des stocks et les différents outils qu'elle requiert notamment les différents modèles de prévision et sur la manière de procéder au choix du modèle de planification de la demande le plus adéquat. Dans ce qui va suivre, nous allons déployer l'ensemble de ces outils dans la réalisation de la solution.

Chapitre 03
Résolution de la
problématique

Introduction

Dans l'optique de répondre à la problématique soulevée dans le premier chapitre, nous nous intéressons à la demande en produits chimiques propre à Well Construction Fluids. Une étude prévisionnelle est donc indispensable pour analyser l'évolution et le comportement de cette dernière.

A l'aide d'une classification ABC-XYZ, combinant divers critères ayant une incidence sur la gestion des stocks et leur variabilité, nous définissons le champ d'application de notre étude. Nous procédons ensuite à la prévision de la demande à l'aide de modèles statistiques et d'autres modèles basés sur l'apprentissage automatique, avant de passer à la validation du modèle grâce aux indicateurs de performance adéquats. Après cela, nous utilisons un modèle mathématique dont l'objectif est de trouver la quantité économique à commander pour chaque produit chimique, qui assure à la fois une réponse à la demande des clients et une minimisation des coûts logistiques.

3.1 Préparation et compréhension des données

Afin de mener à bien notre analyse, les équipes de la division Well Construction ont mis à notre disposition l'historique de la consommation en produits chimiques de la business line WCF.

Les données en notre possession contenaient les quantités consommées mensuellement pour chaque produit et ce sur une étendue de 3 ans. Nous avons alors procédé à un processus de nettoyage des données afin de nous assurer de leur qualité et de leur fiabilité. Ce nettoyage a impliqué la correction des valeurs manquantes, la suppression des doublons, et la vérification des incohérences éventuelles dans les enregistrements.

Une fois les données nettoyées, nous avons pu réaliser des analyses statistiques pour identifier les tendances de consommation et les variations saisonnières. En outre, nous avons utilisé des méthodes de visualisation de données pour illustrer clairement les patterns et les anomalies éventuelles. Cette étape était cruciale pour permettre une compréhension approfondie de l'utilisation des produits et pour formuler des recommandations éclairées pour l'optimisation des processus.

De ce fait, nous avons d'abord procédé à une analyse de notre historique de consommation. Cette dernière est représentée dans la figure 3.1.

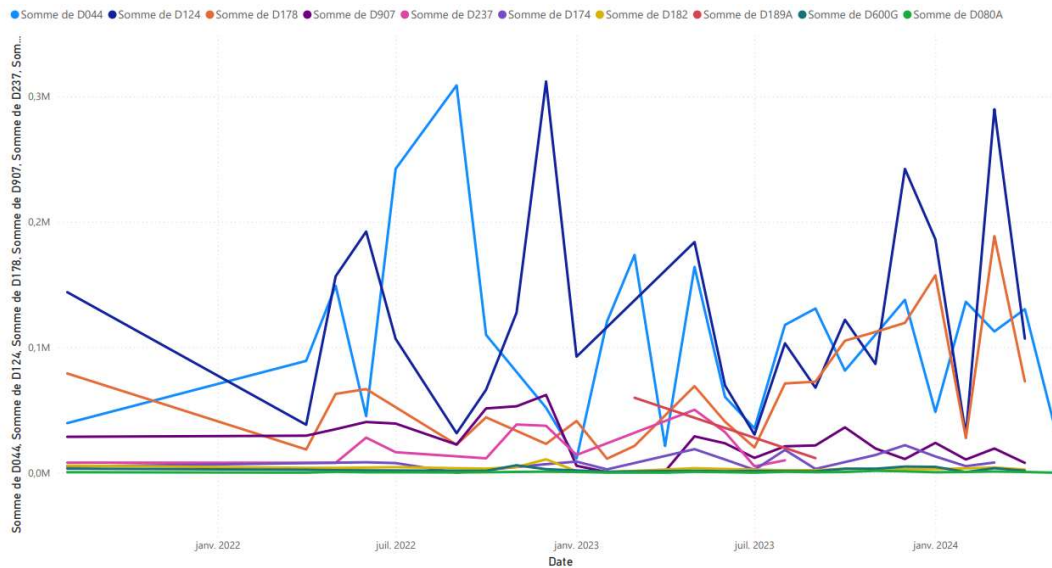


Figure 3.1 : Historique de consommation des produits chimiques.

Comme on peut le constater, on remarque une forte perturbation et une variabilité de la consommation. Ces fortes fluctuations renforcent alors la nécessité d'étudier les propriétés statistiques de nos séries chronologiques.

Ensuite, nous avons analysé les lead times des produits chimiques enregistrés dans l'inventaire, leur évolution chronologique est représentée dans la figure 3.2.

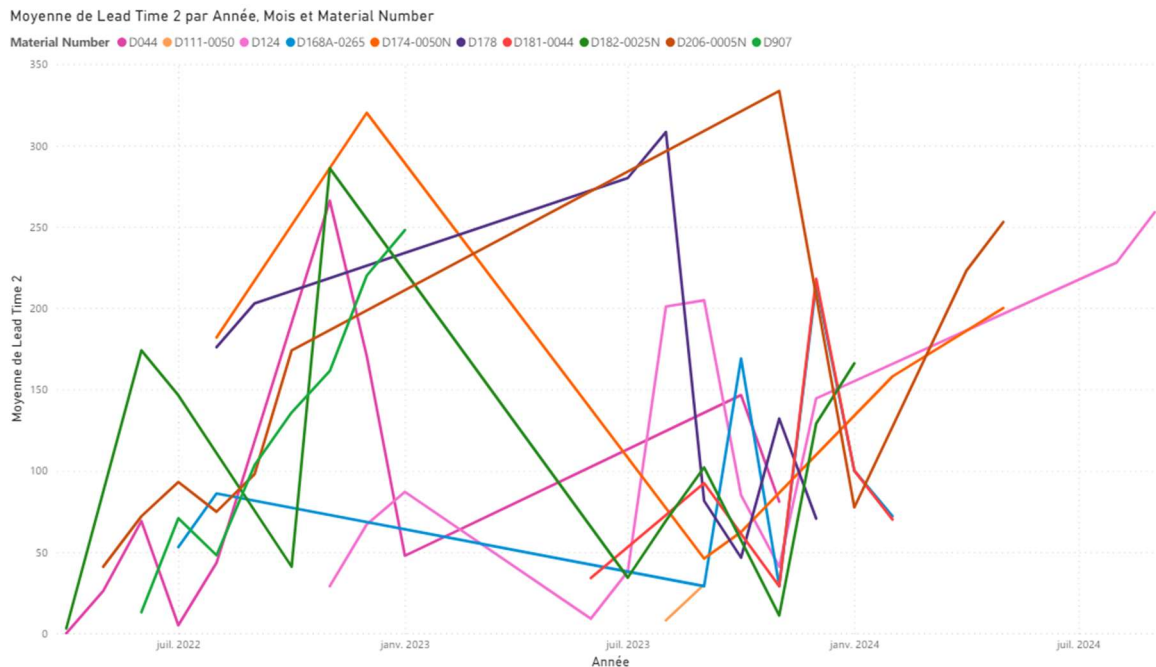


Figure 3.2 : Evolution des lead times des produits chimiques entre 2022 et 2024.

On peut très clairement constater qu'il existe une variabilité assez considérable dans le lead time qui peut être expliquée par les contraintes de dédouanement, la disponibilité des produits dans les hubs de distribution et le choix des fournisseurs pour chaque commande

de produit. En effet, le lead time varie si l'on achemine le produit depuis Dubaï, les Etats Unis, la Chine ou localement en Algérie. La répartition des fournisseurs recensés pour les produits chimiques de Well Construction sont répartis dans le monde comme le montre la figure 3.3.



Figure 3.3 : Carte des fournisseurs des produits chimiques.

Classification des produits

Afin de bien cerner notre étude et d'agir sur les produits les plus influents sur le résultat de la chaîne d'approvisionnement, nous avons procédé à une analyse ABC-XYZ. Cette classification permet à l'entreprise de déterminer les niveaux d'urgence appropriés à une meilleure gestion des stocks.

Dans l'optique de classer les produits de la meilleure manière, nous avons opté de prendre deux critères de choix, les quantités consommées ainsi que le lead time, tous deux intégrés dans la classification ABC. Par ailleurs, notre classification prend aussi en compte leur variabilité dans les classes XYZ.

Les classes peuvent ainsi être définies comme suit :

Classification ABC

La classification ABC permet de gérer les stocks à plusieurs niveaux, en conformité avec leur importance. Les stocks sont catégorisés en groupes selon le principe de Pareto, basé sur l'observation qu'un petit nombre d'éléments domine dans la réalisation des résultats obtenus dans différentes situations, en prenant comme paramètre de classification : la consommation et le lead time (Tableau 3.1).

Classe	Description
A	Produits avec une pondération du lead time et de la consommation assez grande. Ils Nécessitent une surveillance étroite de leur gestion des stocks.
B	Produits avec une pondération du lead time et de la consommation moyenne.
C	Produits avec une pondération du lead time et de la consommation assez faible.

Tableau 3.1 : Description des classes ABC

Classification XYZ

La quantité de produits en stock dans une entreprise doit être conforme à la demande. L'analyse XYZ est utilisée dans le cas où la demande et le lead time peuvent varier considérablement d'un produit à l'autre (Tableau 3.2)

Classe	Description
X	Produits à forte variabilité de la consommation et du lead time.
Y	Produits à moyenne variabilité de la consommation et du lead time.
Z	Produits à faible variabilité de la consommation et du lead time.

Tableau 3.2 : Description des classes XYZ

Le classement est effectué selon la variabilité du critère choisi par rapport à la moyenne. Il est nécessaire de déterminer le coefficient de variation, qui est calculé comme le rapport de l'écart-type à la moyenne. Le coefficient de variation est une mesure relative de la dispersion de la distribution de probabilité. Les formules sont données comme suit :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}$$

$$CV = \frac{\sigma}{\bar{X}}$$

Combinaison ABC-XYZ

	A	B	C
X	Produits avec des quantités consommées élevées et lead time long, et forte variabilité	Produits avec des quantités consommées et lead time moyens et forte variabilité requérant une gestion minutieuse.	Produits avec des quantités consommées faibles et lead time stable, demandant une

	demandant une gestion rigoureuse.		gestion minimale avec stocks réduits.
Y	Produits avec des quantités consommées et un lead time élevés mais avec variations modérées, nécessitant une surveillance régulière et des ajustements fréquents.	Consommation et lead time moyens, variabilité moyenne, demandant une gestion intermédiaire avec prévisions fiables.	Produits avec des quantités consommées faibles et lead time variable, nécessitant des ajustements périodiques.
Z	Produits avec des quantités consommées élevées et lead time à faible variabilité, nécessitant une gestion constante.	Produits avec des quantités consommées moyennes et lead time à faible variabilité.	Produits avec des quantités consommées faibles et lead time peu variable, nécessitant flexible et des stocks de sécurité limités.

Tableau 3.3 : Description des classes ABC-XYZ

Après le calcul des sommes des consommations pour chaque produit (annexe 04), on classe les groupes par ordre décroissant avant de calculer la somme cumulée croissante et son pourcentage et comme l'exige la méthode on classe les produits selon les pourcentages, on obtient les résultats récapitulatifs sur le tableau 3.4.

Produit	Classe ABC - XYZ
D124	AX
D044	AX
D178	AX
D907	AX
D174	BY
D237	BY
D182	BY
D189A	BX
D600G	BY
D080A	BY
D168	CY
D047	CZ
D153	CY
F103	CY
D206	CZ
D181	CY

D111	CZ
D208	CZ
D122A	CZ
D167	CZ

Tableau 3.4 : Classification ABC – XYZ des produits

Dans ce qui suit la logique de notre raisonnement, l’horizon de notre étude concernera les classes AX, AY, BX et BY. Nous retenons alors les produits suivants : D124, D044, D178, D907, D174, D237, D182, D189A, D600G et D080A.

3.2 Prévisions de la demande

Dans ce qui suit concernant notre étude, nous allons nous concentrer sur la série D044. L’annexe 05 contiendra les résultats relatifs aux autres produits sélectionnés.

3.2.1 Analyse informelle de la série chronologique

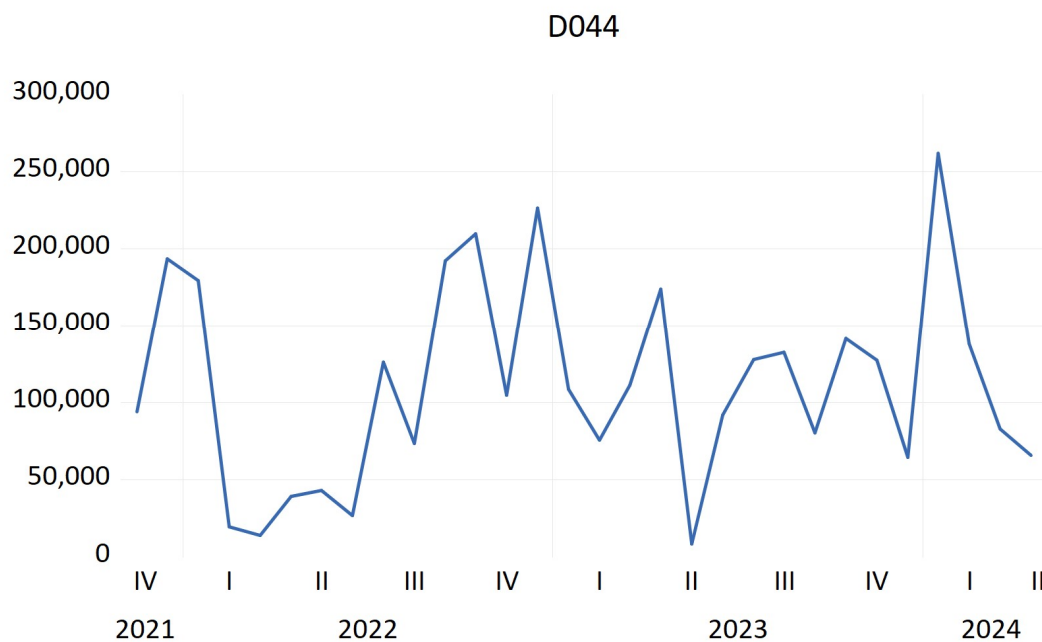


Figure 3.4 : Graphe de consommation du D044

Sur les bases de la figure 3.4, nous constatons une fluctuation tout au long des périodes de représentation et une absence apparente de saisonnalité. Quant à la tendance et la stationnarité, des tests de variance sont indispensables pour confirmer leur présence.

Analyse du corrélogramme de la série brute

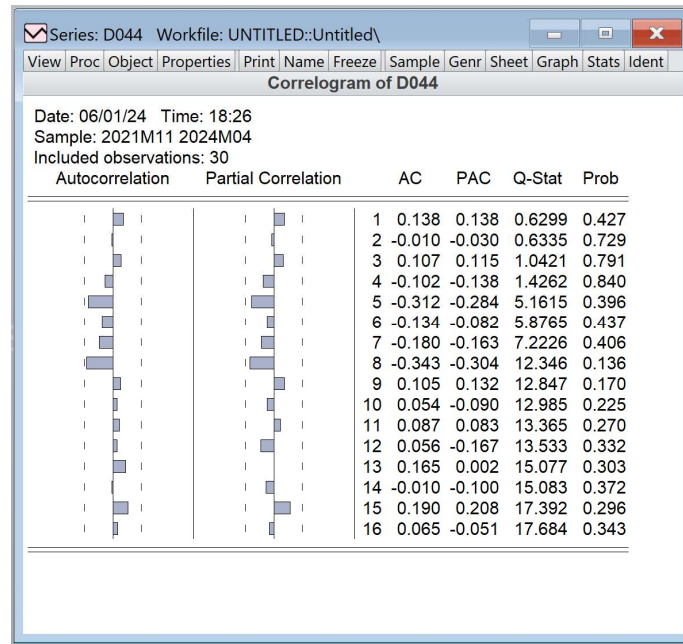


Figure 3.5 : corrélogramme de la série D044 (Eviews)

Ce corrélogramme (Figure 3.5) nous indique que la série D044 est probablement stationnaire, les valeurs de AC ainsi que de la corrélation partielle sont toutes proches du zéro. Pour confirmer cette hypothèse nous faisons appel à d'autres tests pour identifier les caractéristiques de la série.

3.2.2 Tests statistiques

Test de Fisher

Nous procédons au test d'ANOVA pour confirmer l'absence de la saisonnalité.

ANALYSE DE VARIANCE						
Source des variations	Somme des carrés	Degré de liberté	Moyenne des carrés	F	Probabilité	Valeur critique pour F
Entre Groupes	6030278887	3	2010092962	0,43927677	0,7268189	2,975153964
A l'intérieur des groupes	1,18974E+11	26	4575914561			
Total	1,25004E+11	29				

Figure 3.6 : Test ANOVA de la série D044

Les résultats du test (Figure 3.6) montrent clairement une absence de saisonnalité car on remarque que la $P_{value} = 0,7268$ est bien supérieure à 0,05. De plus, la valeur $F = 0,4393$ est nettement inférieure à la valeur critique pour F. Ainsi, on accepte l'hypothèse H1 d'absence de saisonnalité et on rejette l'hypothèse alternative.

Test de Dickey Fuller (Test de racine unitaire)

Avant de choisir le meilleur modèle de prévision, il faut vérifier l'existence d'une tendance et déterminer la bonne manière de stationnariser la série si elle ne l'est pas. Pour ce fait nous utilisons le test de Dickey Fuller augmenté également appelé le test de racine unitaire.

Nous suivons la méthodologie de test expliquée précédemment. On commence donc par estimer le modèle [6] sur la tendance (test sur b).

On pose le test d'hypothèse suivant :

H_0 : $b = 0$; b n'est pas significativement différent de 0

H_1 : $b \neq 0$; b est pas significativement différent de 0

En fonction de la valeur de la P_{value} de b, on accepte une des hypothèses. Si elle est inférieure à 0.05 nous rejetons l'hypothèse H_0 et nous acceptons l'hypothèse H_1 et vice-versa.

Les résultats du test sur EVIEWS sont donnés comme suit :

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
Dependent Variable: D(D044)
Method: Least Squares
Date: 06/01/24 Time: 23:25
Sample (adjusted): 2021M12 2024M04
Included observations: 29 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D044(-1)	-0.877126	0.197897	-4.432242	0.0002
C	86451.03	31738.97	2.723813	0.0114
@TREND("2021M11")	753.6900	1539.746	0.489490	0.6286
R-squared	0.431531	Mean dependent var		-971.6828
Adjusted R-squared	0.387802	S.D. dependent var		87251.91
S.E. of regression	68268.57	Akaike info criterion		25.19798
Sum squared resid	1.21E+11	Schwarz criterion		25.33943
Log likelihood	-362.3708	Hannan-Quinn criter.		25.24228
F-statistic	9.868426	Durbin-Watson stat		1.882150
Prob(F-statistic)	0.000647			

Figure 3.7 : Test DF modèle [6] série D044

On peut remarquer sur la figure 3.7 que la valeur de la probabilité relative à la tendance (@Trend) est égale à 0,6286 et est supérieure à 0,05. Nous acceptons alors l'hypothèse selon laquelle la série a une tendance non significative.

En suivant le schéma présenté dans le dernier chapitre, nous passons au modèle [5] et nous lançons le test sur la constante c .

On pose le test d'hypothèse suivant :

$H_0 : c = 0$; c n'est pas significativement différent de 0

$H_1 : c \neq 0$; c est pas significativement différent de 0

De même, en fonction de la valeur de P_{value} de c , on accepte une des deux hypothèses précédentes. Les résultats sur EVIEWS sont :

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Augmented Dickey-Fuller Test Equation
 Dependent Variable: D(D044)
 Method: Least Squares
 Date: 06/02/24 Time: 09:29
 Sample (adjusted): 2021M12 2024M04
 Included observations: 29 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D044(-1)	-0.859901	0.191981	-4.479092	0.0001
C	95817.63	24962.75	3.838424	0.0007
R-squared	0.426292	Mean dependent var	-971.6828	
Adjusted R-squared	0.405044	S.D. dependent var	87251.91	
S.E. of regression	67300.38	Akaike info criterion	25.13819	
Sum squared resid	1.22E+11	Schwarz criterion	25.23249	
Log likelihood	-362.5038	Hannan-Quinn criter.	25.16772	
F-statistic	20.06227	Durbin-Watson stat	1.895609	
Prob(F-statistic)	0.000123			

Figure 3.8 : Test DF modèle [5] série D044

Nous remarquons sur la figure 3.8 que la probabilité de c est égale à 0,0007, ce qui est inférieur à 0,05. Nous acceptons donc l'hypothèse H_1 , ce qui implique la présence de la constante.

Suivant le schéma donné, nous procédons alors au test suivant :

$H_0 : \phi = 0$; ϕ n'est pas significativement différent de 1

$H_1 : \phi \neq 0$; ϕ est pas significativement différent de 1

De même, en fonction de la valeur de P_{value} de ϕ , on accepte une des deux hypothèses précédentes. Les résultats sont donnés sur la figure 3.9.

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-4.479092	0.0014
Test critical values:		
1% level	-3.679322	
5% level	-2.967767	
10% level	-2.622989	

Figure 3.9 : Test DF de ϕ de la série D044

On remarque que la valeur de la P_{value} de ϕ égale à 0,0014 et est inférieure à 0,05, nous acceptons alors l'hypothèse H1. On en conclut alors que la série est stationnaire.

Sur la base de l'analyse informelle de notre série et les tests statistiques appliqués à celle-ci, on remarque qu'il s'agit d'une série temporelle stationnaire donc avec une tendance linéaire ou quelconque, non-saisonnnière avec changement de structure.

On sélectionne alors la méthode du lissage de Holt-Winters non-saisonnnière pour les critères qu'elle remplit ainsi que la méthodologie de contrôle de Box Jenkins en raison de sa complexité adaptée aux lois non-apparentes ou quelconques.

3.2.3 Application des méthodes de prévision adaptées

L'application des différentes méthodes de lissage a donné les résultats dans le tableau suivant :

Méthode	MAE	RMSE	MAPE
Moyenne Mobile Simple (MMS)	250.8	300.5	150.7
Moyenne Mobile Double (MMD)	120.8	150.5	103.4
Lissage Exponentiel Simple (LES)	150.4	180.2	120.5
Lissage Exponentiel Double (LED)	170.1	200.5	140.2

Tableau 3.5 : Résultats des méthodes de lissage pour la série D044

Holt-Winters non-saisonnnière

La méthode de Holt-Winter sans saisonnalité nous a permis de traiter notre série, qui n'est pas saisonnière ni affectée par une tendance. Les résultats sont les suivants :

Forecast Evaluation						
Date: 06/10/24 Time: 19:06						
Sample: 2021M11 2024M04						
Included observations: 30						
Evaluation sample: 2021M11 2024M04						
Number of forecasts: 1						
Evaluation statistics						
Forecast	RMSE	MAE	MAPE	SMAPE	Theil U1	Theil U2
D044SM	68241.92	54126.92	116.6451	54.78905	0.299042	0.630833

Figure 3.10 : Résultats de l'application de la méthodologie HWNS

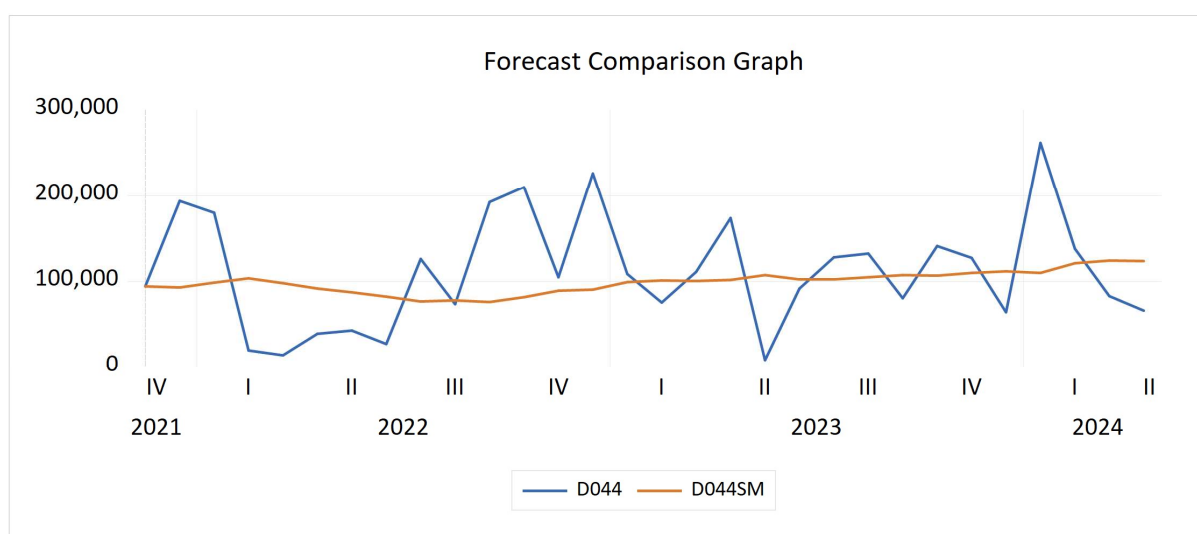


Figure 3.11 : Graphe comparatif des résultats HWNS

Nous observons que les résultats donnés par la méthode de Holt-Winters non saisonnière ne sont pas satisfaisants. Le graphe comparatif montre clairement que les prévisions n'arrivent pas à capter les tendances et les différentes fluctuations de la série originale.

Méthodologie de contrôle de Box & Jenkins

On cherche le meilleur modèle ARMA grâce à la fonction Automatic ARIMA Forecasting et le résultat est le suivant :

Automatic ARIMA Forecasting
 Selected dependent variable: D044
 Date: 06/03/24 Time: 22:48
 Sample: 2021M11 2024M04
 Included observations: 30
 Forecast length: 0
 Model maximums: (10,10)2(0,0)
 Regressors: C

Number of estimated ARMA models: 121
 Number of non-converged estimations: 0
 Selected ARMA model: (5,1)(0,0)
 AIC value: 25.1187050962

Figure 3.12 : Automatic ARIMA forecasting Model – D044

Le meilleur modèle sélectionné est le modèle ARMA (5,1). On procède alors au test de ce modèle comme suit :

Dependent Variable: D044
 Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
 Date: 06/04/24 Time: 22:57
 Sample: 2021M11 2024M04
 Included observations: 30
 Convergence achieved after 20 iterations
 Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	110881.9	10481.49	10.57883	0.0000
AR(5)	-0.429182	0.242517	-1.769698	0.0885
MA(1)	0.040285	0.233423	0.172583	0.8643
SIGMASQ	3.46E+09	1.05E+09	3.288854	0.0029

R-squared	0.170265	Mean dependent var	111000.0
Adjusted R-squared	0.074526	S.D. dependent var	65654.28
S.E. of regression	63160.45	Akaike info criterion	25.10229
Sum squared resid	1.04E+11	Schwarz criterion	25.28912
Log likelihood	-372.5344	Hannan-Quinn criter.	25.16206
F-statistic	1.778429	Durbin-Watson stat	1.956362
Prob(F-statistic)	0.175999		

Inverted AR Roots	.68-.50i	.68+.50i	-.26+.80i	-.26-.80i
	-.84			
Inverted MA Roots	-.04			

Figure 3.13 : Modèle ARMA (5,1) de la série D044

Nous observons que les $P_{value}(AR(5)) = 0,0885$ et $P_{value}(MA(1)) = 0,8643$ sont toutes deux supérieures à 0,05. Le modèle ARMA (5,1) n'est donc pas retenu. Par ailleurs, on procède aussi au test des modèles AR(5) et MA(1) individuellement comme suit :

Dependent Variable: D044
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
Date: 06/04/24 Time: 22:59
Sample: 2021M11 2024M04
Included observations: 30
Convergence achieved after 15 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	110972.4	9673.072	11.47231	0.0000
AR(5)	-0.440441	0.237886	-1.851476	0.0751
SIGMASQ	3.46E+09	1.03E+09	3.356631	0.0024
R-squared	0.170635	Mean dependent var		111000.0
Adjusted R-squared	0.109200	S.D. dependent var		65654.28
S.E. of regression	61965.94	Akaike info criterion		25.03714
Sum squared resid	1.04E+11	Schwarz criterion		25.17726
Log likelihood	-372.5571	Hannan-Quinn criter.		25.08197
F-statistic	2.777511	Durbin-Watson stat		1.883568
Prob(F-statistic)	0.079996			
Inverted AR Roots	.69-.50i -.85	.69+.50i	-.26+.81i	-.26-.81i

Figure 3.14 : Modèle AR (5) de la série D044

Dependent Variable: D044
Method: ARMA Maximum Likelihood (OPG - BHHH)
Date: 06/04/24 Time: 23:00
Sample: 2021M11 2024M04
Included observations: 30
Convergence achieved after 9 iterations
Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	110659.7	14498.60	7.632442	0.0000
MA(1)	0.150331	0.229628	0.654675	0.5182
SIGMASQ	4.08E+09	1.30E+09	3.143386	0.0040
R-squared	0.021060	Mean dependent var		111000.0
Adjusted R-squared	-0.051454	S.D. dependent var		65654.28
S.E. of regression	67322.18	Akaike info criterion		25.16777
Sum squared resid	1.22E+11	Schwarz criterion		25.30789
Log likelihood	-374.5165	Hannan-Quinn criter.		25.21259
F-statistic	0.290429	Durbin-Watson stat		1.990059
Prob(F-statistic)	0.750250			
Inverted MA Roots	-.15			

Figure 3.15 : Modèle MA (1) de la série D044

Pour les deux modèles, les $P_{value}(AR(5)) = 0,0751$ et $P_{value}(MA(1)) = 0,5182$ sont toutes deux supérieures à 0,05. Les modèles respectifs ne sont alors pas retenus.

Similairement à la méthode de Holt-Winters non saisonnière, la méthodologie Box & Jenkins n'a elle aussi pas donné de résultats concluants. En effet, comme déjà décrit dans

le chapitre précédent, la réussite des modèles basés sur les principes économétriques dépend de plusieurs facteurs. Dans notre cas, la nature incertaine de la demande, mêlée à la perturbation de notre chronique et la non maîtrise de ces composantes, mènent à penser la nécessité de basculer vers des méthodes d'apprentissages automatique.

3.3 Prévisions basées sur le Machine Learning

Dans cette partie, nous voulons utiliser d'autres techniques de prévisions basées sur les outils du Machine Learning puisque les méthodes statistiques traditionnelles utilisées précédemment n'ont pas été validées.

Notre objectif est de déterminer si cette approche moderne peut offrir une précision et une robustesse supérieures dans la prévision de la demande des produits chimiques, en tenant compte de la nature non linéaire des données.

3.3.1 Choix des modèles adaptés

Compte tenu de la diversité des méthodes de prévision basées sur le Machine Learning, il est crucial de sélectionner celles qui sont les plus adaptées aux caractéristiques de nos données. Pour ce faire, nous avons utilisé l'Analyse Hiérarchique des Procédés (AHP) afin de faire notre choix en tenant compte des sept critères suivants :

- **C1** : Interprétabilité des résultats.
- **C2** : Complexité de la méthode.
- **C3** : Ressources computationnelles.
- **C4** : Temps d'entraînement.
- **C5** : Adaptabilité face au changement et aux fluctuations.
- **C6** : Capacité à capturer la non linéarité de la série chronologique.
- **C7** : Robustesse aux données manquantes.

Les méthodes candidates envisagées sont, quant à elles, énumérées comme suit :

- **M1** : Régression linéaire.
- **M2** : Random Forest.
- **M3** : Support Vector Machine (SVM).
- **M4** : Facebook Prophet.
- **M5** : long short-term memory (LSTM).
- **M6** : XGBoost.

La méthodologie suivie pour appliquer l'Analyse Hiérarchique des Procédés (AHP) dans notre étude est la suivante :

Définition de la hiérarchie de décision

Niveau 1 : L'objectif global qui consiste à choisir la meilleure méthode de prévision.

Niveau 2 : Les critères de décision choisis.

Niveau 3 : Les alternatives envisagées qui représentent les méthodes candidates.

Construction des matrices de comparaison

Pour chaque critère, nous avons créé une matrice de comparaison en utilisant l'échelle de Saaty allant de 1 à 9, où 1 représente une préférence égale et 9 une extrême préférence, pour évaluer l'importance relative de chaque paire de méthodes alternatives. Chaque entrée a_{ij} de la matrice représente l'importance de la méthode i par rapport à la méthode j selon le critère donné.

Une fois les matrices construites, elles sont utilisées pour calculer d'une part, les poids relatifs de chaque critère et, d'autre part, le poids relatif de chaque méthode candidate. Les matrices de comparaison, ainsi que les poids relatifs des alternatives et des critères sont répertoriées dans l'annexe 06.

Agrégation des scores globaux

Les scores globaux de chaque alternative sont obtenus en multipliant les poids relatifs des alternatives par les poids des critères correspondants et en additionnant les résultats.

La matrice de décision (Tableau 3.5) représente le rendu de cette dernière étape.

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	
P(Ck)	0,195	0,042	0,058	0,027	0,236	0,264	0,174	P(Mi)
M1	0,332	0,272	0,286	0,318	0,057	0,02	0,04	0,129
M2	0,085	0,139	0,138	0,126	0,292	0,24	0,24	0,207
M3	0,145	0,111	0,110	0,100	0,086	0,13	0,06	0,108
M4	0,263	0,087	0,214	0,208	0,201	0,07	0,15	0,164
M5	0,054	0,215	0,079	0,079	0,229	0,42	0,31	0,243
M6	0,118	0,173	0,171	0,166	0,132	0,13	0,21	0,148

Tableau 3.6 : Matrice de décision des méthodes du Machine Learning.

Après avoir appliqué la méthodologie AHP pour évaluer les différentes méthodes de prévision en fonction des sept critères définis, nous constatons que la méthode privilégiée est la prévision utilisant la méthode LSTM, avec un poids de 0,243. Cette dernière est suivie de la méthode Random Forest qui obtient un poids de 0,207. Nous décidons alors d'appliquer ces deux modèles et d'évaluer leurs performances respectives en termes de prévisions de la demande.

3.3.2 Génération des données synthétiques

On dispose d'un historique de consommation des produits chimiques comportant 30 mois uniquement. Ce faible volume de données peut causer plusieurs problèmes lors de l'application des modèles Random Forest et LSTM pour faire les prévisions. Parmi ces problèmes, nous avons :

1. **Sur-apprentissage des données** : Le modèle peut tomber dans une situation de sur-apprentissage (overfitting), où il ne parvient pas à apprendre la tendance générale des données mais s'adapte plutôt à chaque cas spécifique des données fournies. Cette situation est très fréquente en machine learning et produit des modèles instables dont les performances varient significativement entre différentes partitions de données lors de la validation croisée (cross-validation).
2. **Faible précision des prévisions** : Un faible volume de données empêche le modèle d'apprendre correctement les relations et les tendances sous-jacentes. Cela se traduit par une incapacité à réduire l'erreur de manière suffisante, ce qui entraîne des prévisions peu fiables.

Afin de pallier à cela, nous décidons de générer des données qui vont permettre d'avoir un nombre suffisant d'exemples d'entraînement pour améliorer l'apprentissage du modèle. Cependant, l'ajout de données peut également introduire du bruit, ce qui rend le modèle moins précis, voire biaisé, surtout si les données ajoutées ne sont pas bien distribuées. C'est pourquoi il est crucial d'ajouter des données de qualité, c'est-à-dire des données qui suivent une distribution similaire à celle des données initiales tout en étant diversifiées.

Dans cette optique, un réseau de neurones de type TVAE (Tabular Variational AutoEncoder) permet de générer des données synthétiques basées sur la distribution des lignes (mois) de nos données tabulaires, ainsi que les corrélations qui existent entre elles. Pour ce faire, nous avons opté pour l'utilisation de la bibliothèque SDV (Synthetic Data Vault) sur Python qui contient un réseau TVAE permettant de générer des données facilement.

Après implémentation du réseau TVAE sur Python, on obtient 90 nouvelles données dont on doit évaluer la qualité (similarité avec les données initiales) avant de les utiliser pour faire les prévisions.

La bibliothèque SDV propose une fonction EVALUATE qui compare les données réelles aux données générées à travers diverses mesures. Ces mesures incluent des analyses statistiques telles que la divergence de Kullback-Leibler et le test de Kolmogorov-Smirnov (annexe 07), etc. Le résultat de cette fonction est donné dans le tableau 3.6.

Mesure	Divergence de Kullback-Leibler	Test de Kolmogorov-Smirnov
Résultat	0.0117	0.0949

Table 3.7 : Mesures de fiabilité et de qualité des données synthétiques.

La faible divergence de KL (0.0117) indique une très bonne concordance entre les distributions des données générées et des données réelles. Le test KS avec une valeur de 0.0949 confirme cette similitude en montrant que les échantillons générés et réels ne diffèrent pas de manière significative selon ce test. Cette déduction nous permet de les utiliser dans nos prévisions à l'aide de l'application des modèles Random Forest et LSTM.

3.3.3 Application du modèle Random Forest

Le principe de l'algorithme Random Forest repose sur la construction d'un grand nombre d'arbres de décision lors de l'entraînement, puis sur la combinaison de leurs prédictions pour obtenir une prévision finale plus robuste et précise.

Dans le code fourni dans l'annexe 08, la bibliothèque **scikit-learn (sklearn)** est utilisée pour implémenter l'algorithme Random Forest à des fins de régression. Chaque produit est traité individuellement : un modèle Random Forest distinct est entraîné pour prédire les valeurs futures de chaque produit. Ensuite, pour chaque produit, le modèle est utilisé pour faire des prédictions sur les trois prochains mois.

Les résultats de cette prévision pour le produit D044 sont donnés sur le tableau 3.7.

Mois	Prévision de la demande du produit D044 à l'aide de l'algorithme Random Forest
Mai 2024	50010.63
Juin 2024	82631.14
Juillet 2024	108444.86

Tableau 3.8 : Résultats des prévisions sur 3 mois pour le produit D044 (Random Forest)

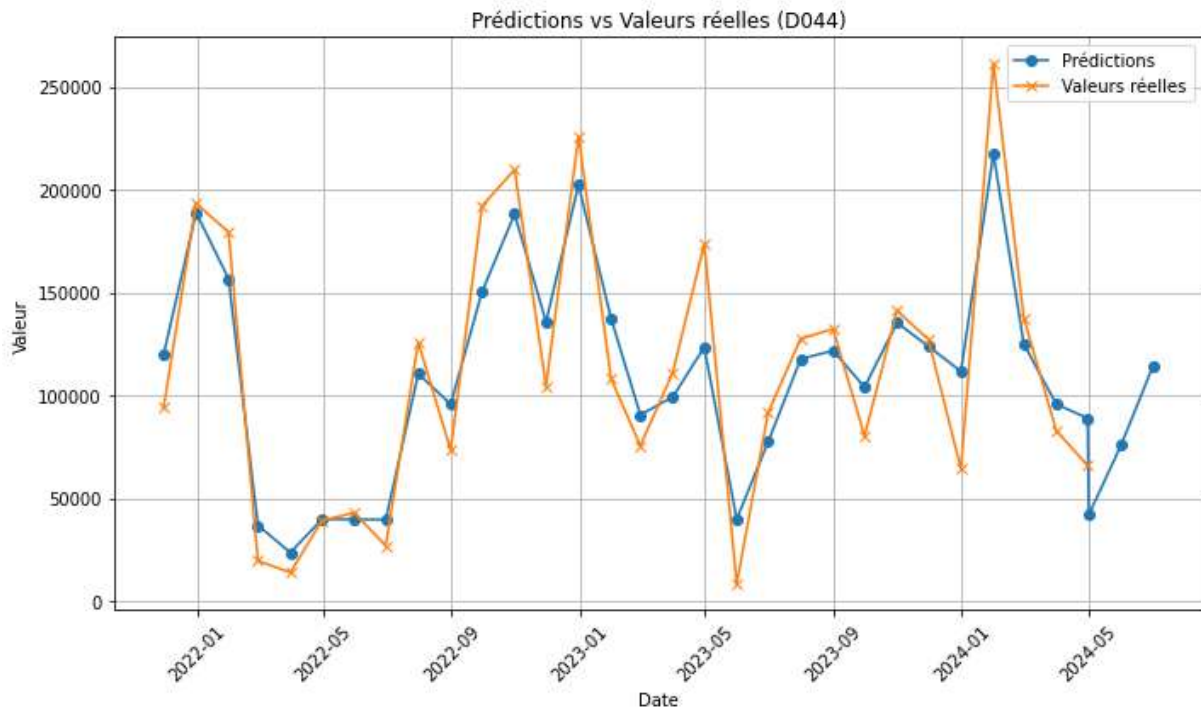


Figure 3.16 : Représentation des prévisions du D044 sur 3 mois (Random Forest).

Le résultat des prévisions faites sur les autres produits à l'aide du modèle Random Forest se trouvent dans l'annexe 08.

3.3.4 Application du modèle LSTM

LSTM (Long Short-Term Memory) est une architecture de réseau de neurones récurrents (RNN) conçue pour mieux capturer les dépendances à long terme dans les données séquentielles. Dans le code fourni dans l'annexe 08, la bibliothèque Keras est utilisée pour créer et entraîner le modèle LSTM.

Après sa construction, le modèle est compilé en spécifiant une fonction de perte (erreur quadratique moyenne) et un optimiseur (rmsprop) pour ajuster les poids du modèle pendant l'entraînement. Il est essentiel de savoir que certains paramètres du modèle, à savoir les fonctions d'optimisation et d'activation ainsi que le nombre de neurones dans chaque couche du réseau, ont été préalablement définis grâce au code donné dans l'annexe 08. Dans ce dernier, les paramètres qui donnent la plus faible erreur MAPE sont sélectionnés pour être injectés dans le modèle LSTM.

Un aperçu du résultat des prévisions pour le produit D044 à l'aide du modèle LSTM est donné dans le tableau 3.8.

Mois	Prévision de la demande du produit D044 l'aide de l'algorithme LSTM
Mai 2024	112095.68
Juin 2024	98659.28

Tableau 3.9 : Résultats des prévisions sur 3 mois pour le produit D044 (LSTM)

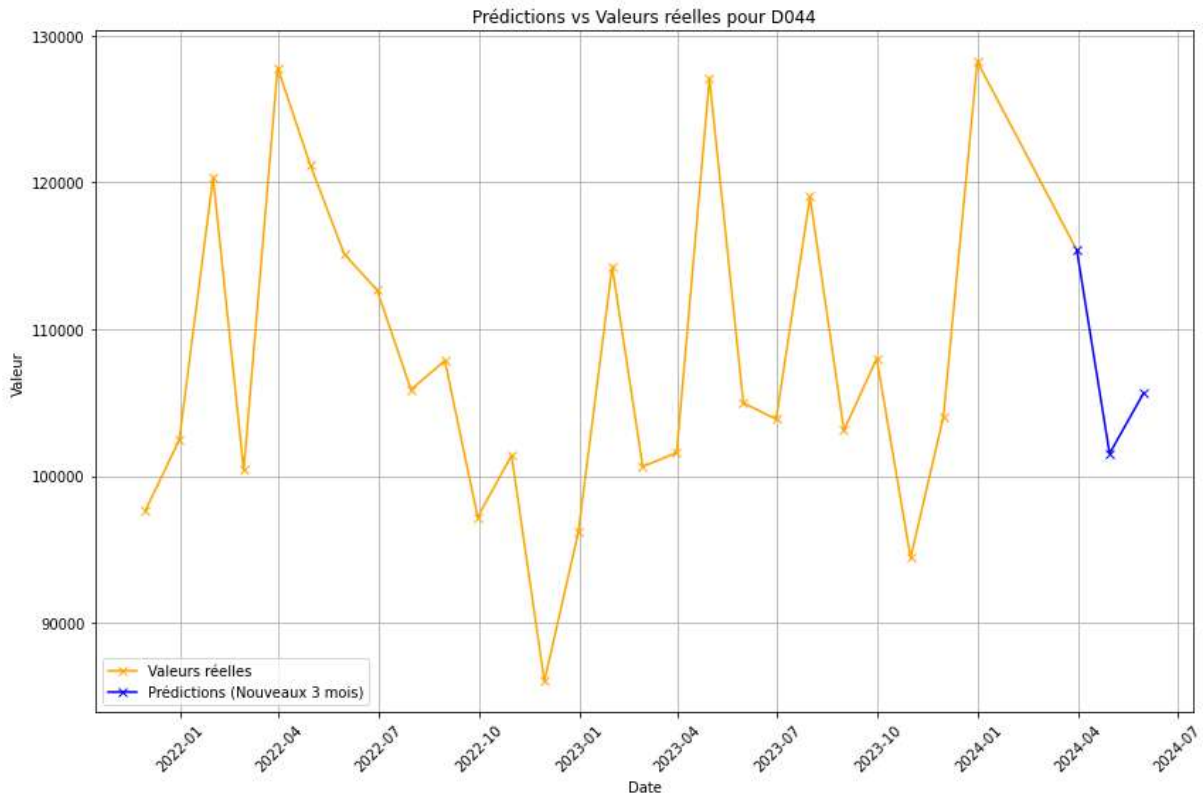


Figure 3.17 : Représentation des prévisions du D044 sur 3 mois (LSTM).

Le résultat des prévisions faites sur les autres produits à l'aide du modèle LSTM se trouvent dans l'annexe 08.

3.3.5 Validation du modèle

Dans cette dernière étape de notre étude prévisionnelle et afin de valider un modèle de prévision, nous devons mesurer la fiabilité des prévisions obtenues par les méthodes Random Forest et LSTM. L'erreur MAPE (Mean Absolute Percentage Error) est calculée lors de la prévision de chacun des produits à l'aide des deux modèles utilisés. Le tableau 3.9 résume les valeurs des erreurs obtenues.

Produit	D044	D080 A	D124	D174	D178	D182	D189 A	D237	D600 G	D907	Moyenne %
MAPE % (Random Forest)	20.42	32.22	29.99	37.65	67.52	53.46	36. 10	31.36	68.49	28.57	40,58
MAPE % (LSTM)	14.44	28.08	57.35	10.99	9.77	7.34	11.73	7.07	45.39	9.02	20,11

Tableau 3.10 : Validation du modèle

On constate que le modèle LSTM donne de meilleurs résultats pour la prévision de la demande des produits chimiques avec une erreur moyenne de calcul de 20,11%, comparée à une erreur moyenne pour Random Forest de 40,58%.

Etant donné que les méthodes économétriques utilisées n'ont pas été validées, nous jugeons que les résultats du modèle LSTM sont ceux qu'on retient dans le reste de nos calculs des stocks de sécurité et de la quantité économique à commander.

Conclusion

Dans notre contexte, après avoir mis en place des méthodes de prévision avancées pour le département Well Construction chez SLB NAF, les résultats ont été significatifs. Nous avons ainsi réussi à réduire l'erreur de prévision de plus de 70%. Cette amélioration de la précision des prévisions a des impacts tangibles sur les opérations. Par exemple, les coûts de stockage sont réduits. Aussi, la réduction des ruptures de stock améliore la satisfaction client. Enfin, une meilleure planification de la production permet donc une augmentation de la productivité, contribuant ainsi à une meilleure utilisation des ressources et à une augmentation de la rentabilité.

3.4 Dimensionnement des stocks de sécurité

Nous pouvons optimiser la gestion des stocks en réduisant le risque de sur-stockage ou de rupture, et en assurant une meilleure disponibilité des produits chimiques à travers un dimensionnement juste des stocks de sécurité. Pour ce faire, nous basons notre calcul sur la répartition de Gauss en prenant en compte les hypothèses suivantes :

- La consommation est connue et elle est supposée suivre la loi normale (théorème central limite)
- Le taux de satisfaction client est défini pour tous les produits chimiques comme étant égal à 95%. De ce facteur et grâce à la loi normale, nous pouvons déterminer le coefficient z de sécurité qui est donc égal à 1,65.
- Le délai de livraison (Lead Time) est connu et supposé variable.

Afin de calculer le stock de sécurité pour chaque produit i, nous utilisons la loi suivante :

$$SSi = z * \sigma_i$$

Avec :

$$\sigma_i = \sqrt{\sigma^2(LTi) + LTi * \sigma^2(Ci)}$$

Où :

- $\sigma(LTi)$: Ecart type du Lead Time pour le produit i.
- LTi : Lead Time moyen pour le produit i.
- $\sigma(Ci)$: Ecart Type de la consommation pour le produit i.

Les résultats de ce calcul sont donnés dans le tableau 3.10.

Produit	Stock de sécurité
D044	139346,818
D080A	788,368578
D124	158100,597
D174	12318,2102
D178	92300,0994
D182	3842,54117
D189A	66711,9795
D237	29392,9886
D600G	3006,55425
D907	31868,048

Tableau 3.11 : Résultats du calcul des stocks de sécurité.

Dans l'annexe 09, sont répertoriés tous les détails de ce calcul pour chacun des produits.

3.5 Modèle mathématique pour la planification de la demande

Dans cette section, nous allons nous centrer sur la planification de la demande en chemicals et la création d'un outil d'aide à la décision, en utilisant les prévisions établies précédemment de la demande future.

De ce fait, nous commençons d'abord par détailler les différents paramètres, fonctions et contraintes essentiels à notre modèle. Par la suite, nous procéderons à une estimation des futures commandes et à une simulation sur une période d'activité donnée.

3.5.1 Approche et méthodologie

Suivant le contexte de notre problématique, la détermination des quantités à commander est une étape cruciale dans le processus de gestion de la chaîne d'approvisionnement. Une des composantes clés de cette gestion est la planification de la demande, qui vise à prévoir et à répondre de manière optimale aux besoins des clients tout en minimisant les coûts et en maximisant la satisfaction.

La variabilité de la demande est un défi constant car elle implique des fluctuations imprévisibles qui peuvent perturber la chaîne d'approvisionnement. Cette incertitude complique la tâche de prévoir avec précision les quantités de produits à commander. Une mauvaise anticipation de ces variations peut entraîner des ruptures de stock ou des surstocks, impactant négativement la performance financière et opérationnelle de l'entreprise. De ce fait, notre modèle d'aide à la décision se base sur une approche fondée sur une gestion rigoureuse des coûts de stockage tout en tenant compte du taux de service.

Dans le cadre de la gestion des stocks, l'équilibre entre les coûts et le taux de service est d'une importance capitale pour assurer une satisfaction optimale des clients. Les coûts de gestion des stocks incluent l'acquisition, le transport, le stockage, et les pénalités de rupture de stock.

Minimiser ces coûts est essentiel pour maintenir la rentabilité de l'entreprise. Cependant, un taux de service élevé, qui se traduit par la capacité à répondre rapidement et efficacement à la demande des clients, est tout aussi crucial. Un taux de service inadéquat peut entraîner des ruptures de stock fréquentes, des délais de livraison prolongés, et une insatisfaction accrue des clients.

L'objectif de notre modélisation est donc de trouver un point d'équilibre entre la minimisation des coûts et le taux de satisfaction client.

3.5.2 Modélisation

Ensembles

$\{I\}$: Ensemble des produits $i \in I$

$\{T\}$: Ensemble des périodes de temps (mois) $t \in T$

Variables

Paramètre	Description
N	Nombre total de produits
i	Indice du produit
t	Indice de la période de temps
D(i , t)	Demande prévue du produit i à la période t
Ca(i)	Coût d'acquisition du produit i
Ct(i)	Coût de transport du produit i
Cs(i)	Coût de stockage du produit i
Cru(i)	Coût de rupture unitaire du produit i
Cr(i)	Coût de rupture du produit i
C(i)	Coût total lié au produit i
S(i , t)	Niveau d'inventaire du produit i à la période t
$S_{max}(i)$	Capacité de stockage maximale du produit i
SS(i)	Stock de sécurité du produit i
LT(i)	Lead time du produit i
LT*	Lead time maximum ne causant pas de rupture de stock
$\sigma_{LT}(i)$	Variabilité du lead time du produit i
O(i)	Seuil minimum de commande pour le produit i

Tableau 3.12 : Variables du modèle de planification

Variables de décision

$X(i, t)$: Quantités à commander du produit i à la période t

$$Z(i) = \begin{cases} 1 & \text{si } LT(i) > LT^* \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Hypothèses du modèle

- La demande de chaque produit est connue au cours de chaque période et elle est stationnaire
- Pour chaque produit, les coûts sont décortiqués en coûts d'acquisition, de transport, de stockage et de rupture.

- Chaque article peut être commandé lors de chaque période.
- Il n'y a pas de retours de commandes.
- Le coût d'achat des composants et le prix de vente des produits restent constants au cours de chaque période.
- Le coût de rupture est statique, indépendant du client.
- Le lead time est variable et sa variabilité est prise en compte dans la construction du modèle.

Fonction objectif

$$\min \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} C(i) * X(i, t)$$

Avec :

$$C(i) = C_A(i) + C_T(i) + C_S(i) + C_R(i) * Z(i)$$

$$C_R(i) = C_{Ru}(i) * \max(D(i, t) - S(i, t), 0)$$

Le problème d'optimisation présenté peut être classé comme un **problème de programmation linéaire en nombres entiers mixtes (MILP)**.

Contraintes

Nous utilisons donc les notations préalablement définies pour définir les contraintes spécifiques au problème posé :

- **Contrainte 1**
L'inventaire en cours ne doit pas dépasser la capacité de stockage maximale allouée au produit

$$S(i, t) \leq S_{max}(i) \forall i \in I, t \in T \quad (1)$$

- **Contrainte 2**
Les stocks sécurités doivent être respectés

$$S(i, t) \geq SS(i) \forall i \in I, t \in T \quad (2)$$

- **Contrainte 3**
Les quantités minimales commandées doivent répondre à un taux de service minimum α . Cette contrainte est exprimée par la probabilité de ne pas tomber en rupture de stock.

$$P(S(i, t) \geq D(i, t)) \geq \alpha \forall i \in I, t \in T \quad (3)$$

- **Contrainte 4**

La variabilité du lead time est incluse dans la gestion des stocks sécurité et ce dans l'optique d'une meilleure gestion des incertitudes.

$$SS(i) \geq \sigma_{LT}(i) * D(i, t) \forall i \in I, t \in T \quad (4)$$

- **Contrainte 5**

Les quantités commandées ne doivent pas dépasser un seuil minimal instauré pour la rentabilité.

$$X(i, t) \geq O(i) \forall i \in I, t \in T \quad (5)$$

- **Contrainte 6**

Contraintes de positivité et de binarité des variables

$$X(i, t) \geq 0 \forall i \in I, t \in T \quad (6.1)$$

$$Z(i, t) \in \{0,1\} \forall i \in I, t \in T \quad (6.2)$$

3.5.3 Implémentation du modèle sous CPLEX

CPLEX (IBM ILOG CPLEX Optimization Studio) est un outil puissant pour résoudre des problèmes d'optimisation linéaire, mixte et entière, utilisé dans diverses industries pour améliorer l'efficacité et maximiser les profits.

Le logiciel se distingue par ses performances élevées grâce à des algorithmes sophistiqués et à l'optimisation parallèle, sa flexibilité avec le support de divers types de modèles et d'API pour plusieurs langages de programmation, et sa capacité à résoudre des problèmes de grande envergure.

Employé dans des domaines comme la logistique, la finance, l'industrie manufacturière et l'énergie, CPLEX s'intègre facilement avec d'autres logiciels et bases de données, ce qui en fait un choix privilégié pour la résolution de notre modèle.

Nous commençons d'abord par la définition des variables définies précédemment (Figure 3.18).

```

1
2 int N = 10;
3 range n = 1..N;
4 int T = 3;
5 range j = 1..T;
6
7 // Variables de décision
8 dvar float+ X[n][j];
9 dvar boolean Z[n][j];
10
11 //Définition des variables
12 float S[n][j];
13 float ca[n]= ... ;
14 float ct[n]= ... ;
15 float cru[n]= ... ;
16 float cs[n]=...;
17 float Smax[n]=...;
18 float SS[n]=...;
19 float ecart_LT[n]=...;
20 float S_initial[n]=...;
21 float LT[n]=...;
22 float LTM[n]=...;
23 float O[n];
24 float D[n][j];

```

Figure 3.18 : Définition des variables sous CPLEX

On relie alors les variables créées avec le fichier Excel associé afin de leur attribuer leurs valeurs respectives (Figure 3.19).

```

1 SheetConnection OPL ("C:\\Users\\yousra\\op1\\FirstTest\\OPL.xlsx");
2
3 ca from SheetRead (OPL,"Sheet2!C2:C11");
4 ct from SheetRead (OPL,"Sheet2!D2:D11");
5 cru from SheetRead (OPL,"Sheet2!E2:E11");
6 cs from SheetRead (OPL,"Sheet2!F2:F11");
7 Smax from SheetRead (OPL,"Sheet2!G2:G11");
8 SS from SheetRead (OPL,"Sheet2!H2:H11");
9 ecart_LT from SheetRead (OPL,"Sheet2!I2:I11");
10 S_initial from SheetRead (OPL,"Sheet2!J2:J11");
11 LT from SheetRead (OPL,"Sheet2!K2:K11");
12 LTM from SheetRead (OPL,"Sheet2!L2:L11");
13 O from SheetRead (OPL,"Sheet2!M2:M11");

```

Figure 3.19 : Importation des données depuis le fichier Excel alloué

Ensuite, nous définissons la fonction objectif ainsi que les formules de coûts (Figure 3.20).

```

38 //Formules de calcul des couts
39 dexpr float cr[i in n][t in j]=cru[i]* max1 (D[i][t]-S[i][t],0) ;
40 dexpr float C[i in n][t in j] = ca[i]+cr[i][t]+ ct[i]+ Z[i][t]*cr[i][t];
41
42 //Fonction Objectif
43 minimize sum(i in n,t in j)(C[i][t]*X[i][t]);

```

Figure 3.20 : Définition des fonctions sous CPLEX

Nous formulons ainsi chaque contrainte citée précédemment (Figure 3.21).


```

45 //Contraintes
46 subject to
47 { //Contraintes stock
48   forall (i in n, t in j) S[i][t] <= Smax[i];
49   forall (i in n, t in j) S[i][t]>=SS[i];
50
51   forall (i in n, t in j) if(LT[i]>LTM[i]) {
52     Z[i][t]==1;
53   } else {
54     Z[i][t]==0;
55   }
56   forall (i in n, t in j) S[i][t]+X[i][t] >= D[i][t] * 0.95;
57   forall (i in n, t in j) SS[i]>=ecart_LT[i]*D[i][t];
58   forall (i in n,t in j) X[i][t]>= O[i];
59
60 }

```

Figure 3.21 : Expression des contraintes sous CPLEX

3.5.4 Résultats

Dans cette partie, nous avons simulé notre modèle en se basant sur les résultats des prévisions de la demande obtenue auparavant. Le tableau 3.12 résume les quantités à commander obtenues sur un horizon de 3 mois (Les détails de calcul sont donnés dans l'annexe 10).

Produit	T		
	t=1	t=2	t=3
D044	225088.59751189	59834.06691522	133117.78823272
D080A	646.34	609.1	1109.67
D124	289030.22	90789.97	94481.59
D174	11716.78	8823.05	16414.81
D178	23994.82	56039.80	196865.67
D182	2854.2	5046.54	3626.88
D189A	82871.74	62003.1	55261.1
D237	23103.46	32739.34	32336.17
D600G	3752.76	3087.49	2179.40
D907	51917.26	43217.06	469.83

Tableau 3.13 : Résultats du modèle

Conclusion

Ce modèle de planification est essentiel pour SLB car il permet une réduction significative des coûts de stockage et d'approvisionnement. En optimisant les quantités commandées en fonction des prévisions précises de la demande, SLB peut éviter les excédents de stock coûteux et les ruptures de stock qui pourraient entraîner des retards dans les opérations client. Cette optimisation peut conduire à des économies substantielles, jusqu'à 20 % dans certains cas, tout en assurant une disponibilité constante des produits nécessaires pour répondre aux besoins des clients, renforçant ainsi la compétitivité et la rentabilité de l'entreprise.

3.6 Perspectives

Tout au long de la solution proposée, et en raison de plusieurs facteurs, notre étude était centrée autour de l'analyse des données historiques basées sur les séries temporelles. En effet, l'approche autoprojective est une méthode couramment utilisée pour la prévision de la demande. Cependant, elle présente certaines limites, notamment dans des contextes complexes comme celui de la demande de produits chimiques pour la construction de puits.

Dans la perspective de proposer un modèle plus robuste et plus adéquat à la réalité de notre demande, nous proposons d'aborder une approche qui soit davantage axée sur les caractéristiques des puits de forage.

Effectivement, chaque puit de forage présente des caractéristiques uniques qui influencent directement sa demande en produits chimiques. En raison de divers facteurs géographiques, géologiques, techniques et environnementaux, les conditions et les exigences opérationnelles changent d'un puit à un autre et peuvent dépendre de plusieurs paramètres.

De ce fait, la prise en compte de ces variations permet de développer des prévisions plus précises et d'optimiser l'utilisation des produits chimiques, réduisant ainsi les coûts et améliorant l'efficacité des opérations. Comprendre les particularités de chaque puits et leur impact sur la demande en produits chimiques permet d'adopter une stratégie plus réactive, en ajustant les approvisionnements en fonction des besoins réels et des conditions spécifiques.

Pour ce faire, la démarche proposée sera explicitée dans ce qui suit.

3.6.1 Collecte des données

La collecte de données est une étape essentielle pour développer un modèle de prévision précis basé sur les caractéristiques des puits.

Identification des sources de données

Plusieurs outils et moyens peuvent être déployés pour collecter les données utiles dont nous aurons besoin (Tableau 3.13).

Source	Description
Bases de Données Internes	Utiliser les bases de données internes de SLB qui contiennent des informations historiques sur les puits, les opérations de forage et les consommations de produits chimiques.
Sources Externes	Accéder aux données géologiques et géophysiques à partir de sources publiques ou de fournisseurs de données spécialisés (par exemple, services géologiques nationaux, études sismiques, etc.).
Capteurs et IoT	Installer des capteurs sur les sites de forage pour collecter des données en temps réel sur la pression, la température, la composition du sol, etc.

Tableau 3.14 : Sources de données de prévision

L'ensemble de ces ressources servira alors de base d'extraction des informations requises pour le modèle.

3.6.2 Données utilisées dans le modèle

Plusieurs paramètres techniques influencent la nature de la demande en produits chimiques (Tableau 3.14).

Catégorie	Paramètre	Description
Données relatives aux puits	Emplacement géographique du puit	Exprimé par la longitude et la latitude, l'emplacement du puit joue un rôle primordial : Les conditions climatiques locales peuvent nécessiter des produits chimiques spécifiques pour la stabilisation des puits et la gestion des températures extrêmes. Aussi, les réglementations locales peuvent restreindre ou influencer l'utilisation de certains produits chimiques.
	Profondeur	Les puits plus profonds peuvent nécessiter des produits chimiques plus spécialisés pour gérer la pression et les conditions environnementales.
Caractéristiques Géologiques et Géophysiques	Type de Sol et Formation Rocheuse	Les formations rocheuses spécifiques et les types de sol influencent le choix des additifs de forage

		et des produits chimiques pour la stabilisation et la fracturation.
	Densité, porosité, perméabilité des formations traversées	La densité, la porosité et la perméabilité des roches affectent la circulation des fluides et, par conséquent, la sélection et les quantités des produits chimiques
Données sur l'Historique de Production	Année de Mise en Production	Les puits plus anciens peuvent nécessiter davantage de produits chimiques pour la maintenance et la gestion de la corrosion.
	Données de Production	Les cycles de production influencent la demande en produits chimiques pour optimiser la production
Données Environnementales	Conditions Météorologiques	Les variations climatiques (température, précipitations, etc.) influencent les besoins en produits chimiques pour gérer les températures extrêmes et stabiliser les puits sous des conditions météorologiques variées.
	Proximité des Failles Tectoniques	La proximité des failles tectoniques et des zones sismiquement actives nécessite des produits chimiques spécifiques pour stabiliser les puits et gérer les risques liés aux activités sismiques.

Tableau 3.15 : Variables exogènes de la prévision

La prise en compte de ces paramètres permet de développer un modèle de prévision de la demande en produits chimiques plus précis et adapté aux conditions spécifiques de chaque puits.

Conclusion

Dans cette partie, nous avons procédé, dans l'objectif de répondre à la problématique énoncée, déployer un ensemble d'outils afin d'améliorer la gestion des stocks. Nous avons d'abord commencé par classer nos produits selon la méthode ABC-XYZ. Nous avons ensuite travaillé sur deux parties importantes dans la gestion des stocks : la prévision de la demande par des outils économétriques et de Machine Learning et le calcul des stocks de sécurité. Les outputs de ces deux approches ont ensuite été utilisés dans le modèle mathématique de planification dont l'objectif est le calcul des quantités à commander. Pour conclure, nous avons aussi proposée une approche différente pour la prévision de la demande qui pourrait d'avantage améliorer les performances de notre modèle

Conclusion générale

Conclusion générale

Le secteur pétrolier et gazier est une industrie complexe et exigeante en raison de sa nature technique et de ses défis opérationnels. Les entreprises de ce secteur doivent faire face à des fluctuations imprévisibles de la demande, ce qui nécessite une vigilance constante et une capacité d'adaptation rapide. Les entreprises parapétrolières, qui fournissent des services et des produits essentiels à l'industrie pétrolière, doivent donc être particulièrement réactives pour répondre aux besoins changeants de leurs clients. Cela implique de maximiser la disponibilité des produits chimiques nécessaires aux diverses opérations tout en minimisant les coûts associés à leur gestion.

En tant que leader mondial des services pétroliers, SLB (anciennement Schlumberger) est souvent confronté à ces défis. L'entreprise doit gérer efficacement ses stocks de produits chimiques, qui sont cruciaux pour le bon fonctionnement des opérations pétrolières. La gestion des stocks doit tenir compte de plusieurs facteurs, notamment la prévision de la demande, la variabilité des lead time, et les coûts logistiques associés. Pour faire face à ces défis, la division Well Construction a entrepris un projet visant à améliorer la gestion de ses stocks de produits chimiques.

L'objectif principal du projet est de mettre en place des méthodes plus fiables et adéquates pour prédire la demande des produits chimiques, calculer les stocks de sécurité en tenant compte de la variabilité de la consommation et des délais de livraison, et implémenter un modèle mathématique de planification. Ce modèle a pour fonction objectif la minimisation des coûts logistiques associés à l'acquisition, la commande, le stockage, la rupture de stock et le transport des produits chimiques.

Dans un premier temps, nous avons analysé et audité les différents processus de la Supply Chain de SLB, en utilisant le référentiel SCOR. Cette analyse a permis de mettre en évidence plusieurs dysfonctionnements dans les processus existants. Par exemple, nous avons identifié des lacunes dans la planification de la demande et des inefficacités dans la gestion des stocks de sécurité. Ces dysfonctionnements étaient souvent à l'origine de ruptures de stock, de coûts excessifs et d'une faible performance globale de la chaîne d'approvisionnement.

Pour améliorer la prévision de la demande des produits chimiques, nous avons utilisé des techniques de prévision économétriques ainsi que des méthodes basées sur le machine learning, notamment la forêt aléatoire (Random Forest) et les réseaux de neurones à long terme (LSTM). Ces approches avancées nous ont permis d'anticiper la demande sur une période de trois mois. Nous avons effectué cette étude sur un échantillon de produits jugés critiques selon une analyse ABC-XYZ. Cette analyse permet de classer les produits en fonction de leur consommation (ABC) et de leur variabilité (XYZ), afin de se concentrer sur les produits les plus critiques. Les techniques de prévision mises en œuvre nous ont permis d'obtenir une meilleure visibilité de la demande future, réduisant ainsi le risque de rupture de stock.

Ensuite, nous avons calculé les niveaux de stocks de sécurité adéquats pour chaque produit. Les stocks de sécurité sont des quantités supplémentaires de stock maintenues pour faire face à la variabilité de la demande et des délais de livraison. Nous avons conçu un modèle prenant en compte la variabilité du lead time et de la consommation de chaque produit. En utilisant des méthodes statistiques, nous avons déterminé les niveaux de stocks de sécurité nécessaires pour atteindre un taux de service minimum prédéfini, garantissant ainsi une disponibilité suffisante des produits chimiques.

Pour valoriser les prévisions obtenues et fournir une planification optimale, nous avons développé un modèle mathématique de planification visant à minimiser les coûts logistiques, y compris les coûts d'acquisition, de commande, de stockage, de rupture de stock et de transport. Grâce à ce modèle, SLB peut optimiser ses processus de commande et de gestion des stocks, réduisant ainsi les coûts et améliorant le taux de service.

La mise en place de cette solution permettra à SLB Algérie d'améliorer significativement son taux de service. En anticipant mieux la demande et en optimisant les niveaux de stocks de sécurité, SLB pourra réduire les risques de rupture de stock et minimiser les coûts logistiques. De plus, le modèle mathématique fournira une planification plus précise et réactive, permettant à SLB de mieux gérer la complexité de son processus de planification. En fin de compte, cette amélioration de la gestion des stocks contribuera à une performance globale accrue de la chaîne d'approvisionnement de SLB, renforçant sa position de leader mondial des services pétroliers.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] NEO, « OIL & GAS: IS UPSTREAM OR DOWNSTREAM RIGHT FOR ME? », Texvyn Technologies.
- [2] « Crude Oil Prices - 70 Year Historical Chart | MacroTrends ».
- [3] 75, « Algeria - Oil and Gas - Hydrocarbons ». [En ligne].
<https://www.trade.gov/country-commercial-guides/algeria-oil-and-gas-hydrocarbons>
- [4] « Our History ». [En ligne], SLB private
- [5] « Schlumberger Limited, Rapport Annuel 2006 ».
- [6] « Products and Services », Rapport annuel SLB, 2023.
- [7] « Schlumberger Limited revenue 2023 », Statista. [En ligne].
<https://www.statista.com/statistics/277077/revenue-of-schlumberger-limited/>
- [8] « Schlumberger Announces Commitment to Net Zero by 2050 », SLB News and insights.
- [9] « Production Systems ». [En ligne].
<https://www.slb.com/products-and-services/innovating-in-oil-and-gas/well-production/production-systems>
- [10] « Innovating in Oil and Gas ». [En ligne]. Disponible sur:
<https://www.slb.com/driving-energy-innovation/innovating-in-oil-and-gas>
- [11] C. Tao, B. Kutchko, E. Rosenbaum, et M. Massoudi, « A Review of Rheological Modeling of Cement Slurry in Oil Well Applications », *Energies*, vol. 13, p. 570, janv. 2020, doi: 10.3390/en13030570.
- [12] « SCOR Model ». [En ligne]. <https://scor.ascm.org/processes/plan/P1>
- [13] « Chaîne d'approvisionnement et logistique : quelle différence ? » [En ligne]. Disponible sur: <https://www.supplychaininfo.eu/faq-logistique/quelle-difference-gestion-chaine-approvisionnement-logistique/>
- [14] M. Cakanyildirim, « All You Ever Wanted to Know About Supply Chains: Supply Chain Management by S. Chopra and P. Meindl », *INFORMS Transactions on Education*, vol. 4, n° 2, p. 51-53, janv. 2004, doi: 10.1287/ited.4.2.51.
- [15] « Supply Chain Management: Strategy, Planning and Operation by Sunil Chopra and Peter Meindl ». [En ligne]. Disponible sur: <https://sci-hub.ru/10.2307/20141245>
- [16] LEMTAOUI MORAD, Mohamed Houssam ROCHDI, « SUPPLY CHAIN MANAGEMENT BETWEEN EFFICIENCY AND REACTIVITY », 2017.
- [17] P. D. Larson, « Designing and Managing the Supply Chain: Concepts, Strategies, and Case Studies, David Simchi-Levi Philip Kaminsky Edith Simchi-Levi », *J of Business Logistics*, vol. 22, n° 1, p. 259-261, mars 2001, doi: 10.1002/j.2158-1592.2001.tb00165.x.
- [18] H. L. Lee, « Aligning Supply Chain Strategies with Product Uncertainties », *California Management Review*, vol. 44, n° 3, p. 105-119, avr. 2002, doi: 10.2307/41166135.
- [19] Fisher, M. L., « What is the right supply chain for your product? », *Harvard business review*, n° 75(2), p. 105-116, 1997.

- [20] Porter, M. E., « What is Strategy? », *Harvard Business Review*, n° 74(6), p. 61-78, 1996.
- [21] BP, « Statistical Review of World Energy 2020 », 2020.
- [22] Christopher, M., *Logistics & Supply Chain Management*, Pearson UK. 2016.
- [23] Shlomo Globerson, Gal Wolbrum, « Logistics Management and Supply Chain Management: A Critical Evaluation », *International Journal of Business and Economics Research*, p. 82-88, 2014.
- [24] Andrew Inkpen, Michael H. Moffett, *The global oil & gas industry: Management, strategy & finance*. in PennWell Books. 2011.
- [25] Coşkun, A. E., & Erturgut, R, « How Do Uncertainties Affect Supply Chain Resilience? The Moderating Role of Information Sharing for Sustainable Supply Chain Management », *Sustainability*, 2024.
- [26] Ivanov, D., & Dolgui, A., « The impact of digital technology and Industry 4.0 on the ripple effect and supply chain risk analytics. », *International Journal of Production Research*, 2019.
- [27] Silver, E. A., Pyke, D. F., & Thomas, R., *Inventory and Production Management in Supply Chains*. in CRC Press. 2016.
- [28] Christopher, M., & Towill, D. R., « An Integrated Model for the Design of Agile Supply Chains », *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, p. 235-246.
- [29] Stevenson, W. J., *Operations Management*, 14th Edition. in McGraw-Hill Education. 2021.
- [30] « Inventory Management Planning | Supply Chain Operations | Profit.co ». [En ligne]. Disponible sur: <https://www.profit.co/blog/kpis-library/supply-chain/improving-material-management-planning-tackling-discrepancies-in-inventory-management/>
- [31] S. M. A. Burney et S. M. Ali, « Sales Forecasting for Supply Chain Demand Management - A Novel Fuzzy Time Series Approach », in *2019 13th International Conference on Mathematics, Actuarial Science, Computer Science and Statistics (MACS)*, Karachi, Pakistan: IEEE, déc. 2019, p. 1-4. doi: 10.1109/MACS48846.2019.9024810.
- [32] Charles W. Chase, Jr, « Demand-Driven Forecasting: A Structured Approach to Forecasting », *SAS Institute, Inc*, 2013.
- [33] E. S. Gardner, « Forecasting: Methods and applications (Second Edition), Makridakis, S., Wheelwright, S. C. and McGee, V. E., New York: Wiley, 1983. Price: \$47.85/\$20.15 (cloth), \$34.15/E14.35 (paper). Pages: 923 », *Journal of Forecasting*, vol. 3, n° 4, p. 457-460, oct. 1984, doi: 10.1002/for.3980030408.
- [34] « Quel outil d'analyse de séries temporelles choisir ? | XLSTAT Centre d'aide ». [En ligne]. Disponible sur: <https://help.xlstat.com/fr/6504-quel-outil-danalyse-de-series-temporelles-choisir>
- [35] NIBITEGEKA Emmanuel, « Les limites des modèles économétriques dans la prévision », *Cahiers du CURDES*, p. 1-29, juin 1989.
- [36] R. Tugay et Ş. Gündüz Öğüdücü, « Demand Prediction using Machine Learning Methods and Stacked Generalization »:, in *Proceedings of the 6th International*

Conference on Data Science, Technology and Applications, Madrid, Spain: SCITEPRESS - Science and Technology Publications, 2017, p. 216-222. doi: 10.5220/0006431602160222.

[37] « Random Forest - Definition, Algorithms With Examples ». [En ligne]. Disponible sur: <https://corporatefinanceinstitute.com/resources/data-science/random-forest/>

[38] Liu Yue, Yin Yafeng & Gao Junjun, Tan Chongli, « Demand Forecasting by Using Support Vector Machine », *Third International Conference on Natural Computation (ICNC 2007)*, IEEE, 2007.

[39] Jozefowicz, R., Zaremba, W., & Sutskever, I., *An Empirical Exploration of Recurrent Network Architectures*. in 32nd International Conference on Machine Learning (ICML-15). 2015.

[40] Bernard Roy et Denis Bouyssou, *Aide multicritère à la décision : méthodes et cas*. in Economica Paris. 1993.

[41] T. L. Saaty et L. G. Vargas, « How to Make a Decision », in *Models, Methods, Concepts & Applications of the Analytic Hierarchy Process*, vol. 175, in International Series in Operations Research & Management Science, vol. 175. , Boston, MA: Springer US, 2012, p. 1-21. doi: 10.1007/978-1-4614-3597-6_1.

[42] Pr. HADID Noufeyle, LAGHOUAG Abderrazak, « Évaluation de la performance de la Supply Chain selon le référentiel ASLOG : Cas empirique de la société « FADLAIT » », *Revue des Sciences Économiques de Gestion et de Commerce*, 2013.

[43] I. Zouaghi, « Maturité supply chain des entreprises : conception d'un modèle d'évaluation et mise en oeuvre », *Gestion et management. Université de Grenoble*, p. 99, 2013.

[44] « Mesure de la maturité physique, fonctionnelle et digitale de la Supply Chain ». Consulté le: 30 juin 2024. [En ligne]. Disponible sur: https://www.supplychain-masters.fr/uploads/Outils/R%C3%A9f%C3%A9rentiel%20SCM/Referentiel_Supply_Chain_Masters_V4.6_2023_Extrait.pdf

Annexes

Annexe 01 : Analyse PESTEL

Facteurs Politiques

Les facteurs politiques jouent un rôle significatif dans la détermination des éléments pouvant influencer la rentabilité à long terme de SLB NAF dans un pays ou un marché donné. SLB NAF doit analyser de près les facteurs suivants :

- Stabilité politique.
- Conflits géopolitiques mondiaux pouvant impacter la région Nord-Africaine.
- Risque de sécurité.
- Niveau de corruption
- Bureaucratie et interférence du gouvernement dans le secteur des équipements et services pétroliers et gaziers.
- Cadre juridique pour l'application des contrats.
- Protection de la propriété intellectuelle.
- Réglementations commerciales et tarifs liés aux matériaux de base.
- Partenaires commerciaux privilégiés.
- Lois anti-trust liées à l'industrie parapétrolière.
- Taux d'imposition et incitations.
- Législation sur les salaires - salaire minimum et heures supplémentaires.
- Réglementations sur la durée de travail dans l'industrie de l'équipement et des services pétroliers et gaziers.
- Réglementations sur la sécurité industrielle dans le secteur des matériaux de base.
- Exigences en matière d'étiquetage des produits et autres.

Facteurs Économiques

Les facteurs macroéconomiques tels que le taux d'inflation, le taux d'épargne, le taux d'intérêt, le taux de change et le cycle économique déterminent la demande et l'investissement global dans une économie. Tandis que les facteurs du microenvironnement tels que les normes de concurrence impactent l'avantage concurrentiel de l'entreprise. Les facteurs économiques que SLB NAF devrait considérer sont :

- Type de système économique dans les pays nord-africains.
- Taux de change et stabilité de la monnaie du pays hôte.
- Qualité de l'infrastructure dans l'industrie parapétrolière.
- Niveau de compétences de la main-d'œuvre dans l'industrie des équipements et services pétroliers et gaziers.
- Niveau d'éducation dans l'économie.
- Coûts de main-d'œuvre et productivité dans l'économie.
- Étape du cycle économique (par exemple, prospérité, récession, reprise).
- Taux de croissance économique.
- Revenu discrétionnaire.
- Taux de chômage.
- Taux d'inflation.
- Taux d'intérêt.

Facteurs Sociaux

Ces facteurs expriment la migration, la culture, la religion, la démographie, le revenu et les opinions idéologiques sur une question. Certaines tendances sociales et croyances actuelles qui peuvent affecter significativement l'industrie pétrolière sont :

- Démographie et niveau de compétences de la population.
- Structure de classe, hiérarchie et structure de pouvoir dans la société.
- Niveau d'éducation ainsi que normes éducatives dans l'industrie de SLB NAF.
- Culture (rôles de genre, conventions sociales, etc.).
- Esprit d'entreprise et nature plus large de la société.

Facteurs Technologiques

Dans un secteur en constante évolution comme celui de l'énergie, les avancées technologiques jouent un rôle déterminant pour les entreprises comme SLB NAF. En effet, les facteurs technologiques sont cruciaux non seulement pour optimiser leurs opérations internes mais aussi pour se positionner stratégiquement face à leurs concurrents. Une attention particulière doit être portée pour :

- Développements technologiques récents par les concurrents de SLB.
- Niveau d'accès à la technologie.
- Impact sur la structure des coûts dans l'industrie parapétrolière.
- Impact sur la structure de la chaîne de valeur dans le secteur des matériaux de base
- Degré de maturité technologique

Facteurs Environnementaux

Les facteurs environnementaux sont devenus des priorités essentielles dans divers secteurs industriels contemporains, particulièrement dans les secteurs énergétiques où il est crucial de concilier développement économique et responsabilité environnementale. Des exemples de ces facteurs sont donnés comme suit :

- Les réglementations sur la pollution de l'air et de l'eau dans l'industrie parapétrolière.
- La gestion des déchets dans le secteur des matériaux de base.
- Les politiques de transition énergétique

Facteurs Légaux

Facteurs légaux jouent un rôle crucial dans l'environnement opérationnel de toute entreprise, y compris SLB NAF. Parmi les facteurs légaux qu'on doit considérer, on a :

- Loi anti-trust dans l'industrie parapétrolière.
- Loi sur la discrimination.
- Droit d'auteur, brevets / droit de la propriété intellectuelle.
- Protection du consommateur et commerce électronique.
- Santé et sécurité au travail.
- Protection des données.

Annexe 02 : Audit logistique

Pour une entreprise, la supply chain constitue l'élément essentiel qui soutient en grande partie son efficacité. La gestion et l'amélioration des flux physiques sont donc des aspects stratégiques cruciaux. Dans cette perspective, l'audit de la chaîne logistique devient particulièrement pertinent. Il permet d'identifier les points faibles et de mettre en œuvre des solutions adaptées et spécifiques aux dysfonctionnements recensés.

1. Définition

Un Audit logistique est une démarche de contrôle global ou partiel visant à vérifier l'existence des processus et des règles d'organisation logistique correctement formalisées. L'audit sert à évaluer l'exécution et le respect d'engagements et de bonnes pratiques établies en amont (Normes de qualité).

Un audit se base sur un référentiel. Ce dernier est conçu pour mesurer la performance relative à chaque processus logistique. Cette démarche se définit alors comme un examen critique des points forts et des points faibles du système logistique conduisant nécessairement à déterminer un plan d'actions : ces actions sont elles-mêmes évaluées en coût de mise en œuvre et de gains quantitatifs et qualitatifs. [42]

Le référentiel d'audit regroupe l'ensemble des procédures et des exigences déterminées et vérifiables. Ce dernier fait donc office de cadre de comparaison pour les preuves de l'audit. Les référentiels d'audit logistique sont généralistes et se déploient pour tous les secteurs, ils peuvent aussi être de métier.

Parmi les principaux référentiels d'audit on retrouve notamment :

- L'ASLOG
- Le supply chain master
- Le SCOR

2. Description des référentiels existants

2.1 Le modèle ASLOG

A pour objectif d'aider les entreprises à améliorer leur performance afin d'atteindre le niveau d'excellence, ce modèle est général et est basé sur dix chapitres. Ce référentiel dynamise les réseaux de l'entreprise et lui permet de développer des outils d'évaluation de la performance logistique. Celui-ci est conçu dans l'objectif d'évaluer la supply chain globale de l'entreprise, ce qui lui permet d'être notée par rapport à une grille de référence qui se base sur des pratiques de l'excellence opérationnelle. Le modèle ASLOG présente plusieurs axes de processus en silos. [43]

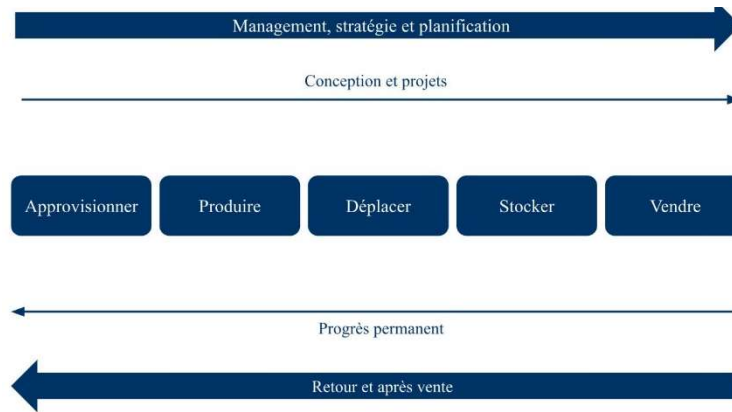


Figure 4.1 : Référentiel Logistique ASLOG, 5ème Version, 2008.

Ce référentiel s'appuie sur 8 processus de la chaîne logistique (conception produit, achat, approvisionnement, production, livraison, stockage, ventes, maintenance et retour) et permet à une entreprise de caractériser sa situation actuelle ainsi que l'évaluation de sa performance logistique.

Le référentiel ASLOG compte à ce jour près de 200 questions réparties sur les dix chapitres suivants :

1. Management, Stratégie et Planification
2. Conception et projets
3. Approvisionnement
4. Produire
5. Déplacer
6. Stocker
7. Vendre
8. Retours et Après-vente
9. Indicateurs de pilotage
10. Progrès Permanent

Trois niveaux d'évaluation sont répertoriés comme suit:

	Par le risque	Par la performance	Par la méthode
0	Non mesuré, ni pris en compte	Insuffisante	Aucune approche
1	Mesuré	Suffisante, même si pas chiffrée	Une méthode est appliquée, même rudimentaire
2	Contenu	Régulière, progrès,	On maîtrise, méthode

		mais à l'occasion	d'optimisation
3	Maîtrisé	Progrès volontaire et continu	Méthode de progrès continu, impact la stratégie

Tableau 4.1 : Les trois niveaux d'évaluation de l'ASLOG

2.2 Le supply chain master

Le référentiel supply chain masters permet de mesurer la maturité physique, fonctionnelle et digitale de la chaîne d'approvisionnement.

Il couvre l'ensemble des métiers, des processus, des bonnes pratiques et des technologies de la Supply Chain.

Symbolisé par la Roue de la Supply Chain, il se compose de 17 modules-clés s'articulant autour de la stratégie, de l'organisation, des processus, du système d'information et des différentes briques fonctionnelles et techniques du Supply Chain Management et de la logistique durable. [44]

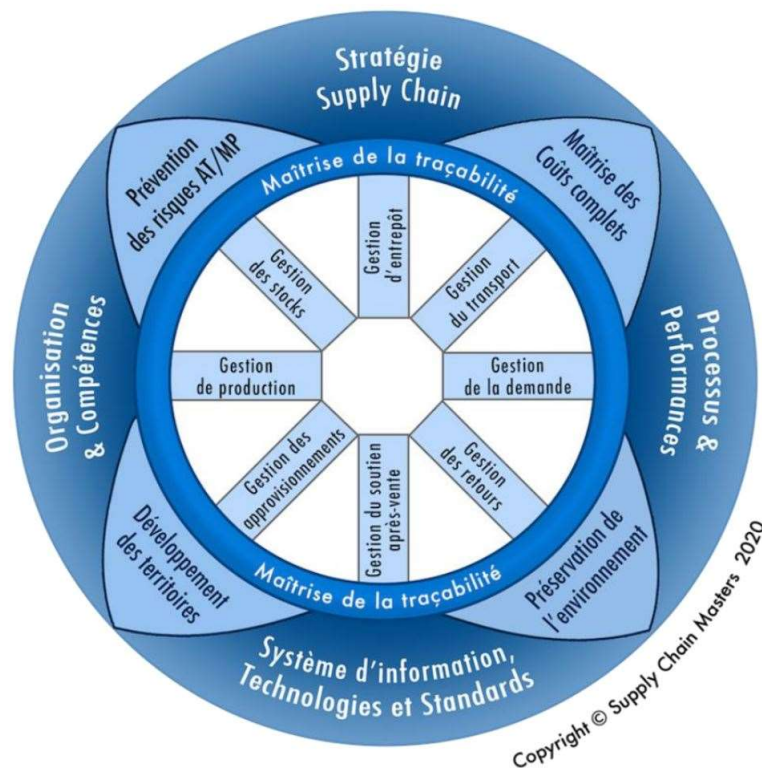


Figure 4.2 : La roue de la supply chain [CSM 2020]

Echelle de maturité

Le référentiel Supply Chain Masters permet de dresser un état des lieux de la Supply Chain de toute entreprise, d'en mesurer les forces et faiblesses sur une échelle de 0 à 4 et d'établir un plan d'actions tourné vers sa transformation digitale.

L'alignement du Référentiel Supply Chain Masters sur les référentiels Supply Chain utilisés par les grands groupes permet aux PME-PMI de se situer par rapport aux exigences des donneurs d'ordres, d'identifier des axes de progrès, de s'améliorer individuellement, conjointement, collectivement et de se benchmarker.

Les indices 0, 1, 2, 3 et 4 décrivent cinq niveaux de maturité Supply Chain depuis l'absence de structure logistique (0) jusqu'au stade avancé de la Supply Chain collaborative (4*) en passant par les étapes intermédiaires de logistique fragmentée (1*), de Supply Chain intégrée (2*) et de Supply Chain digitale (3*).



Figure 4.3 : Les niveaux de maturité de la supply chain [CSM 2020]

2.3 Référentiel SCOR (Supply Chain Operations Reference)

Le modèle SCOR (Supply Chain Operations Reference) est un cadre de référence largement utilisé dans le domaine de la gestion de la chaîne d'approvisionnement. Développé par le Supply Chain Council, désormais intégré à l'Association for Supply Chain Management, le modèle SCOR offre une approche standardisée pour évaluer, analyser et améliorer les performances des opérations de la chaîne d'approvisionnement.

En fournissant un langage commun et des métriques standardisées, le modèle SCOR permet aux entreprises de mieux comprendre leur chaîne d'approvisionnement, d'identifier les domaines à améliorer et de mettre en œuvre des stratégies efficaces pour optimiser les processus.

Grâce à ses cinq domaines de processus principaux - Planification, Approvisionnement, Fabrication, Livraison et Retour - le modèle SCOR fournit une structure holistique pour l'analyse et l'optimisation de la chaîne d'approvisionnement, aidant ainsi les entreprises à atteindre des niveaux plus élevés d'efficacité opérationnelle et de compétitivité sur le marché.

Portée du modèle

Afin de répondre au mieux à la demande du client, et dans le but de décrire différentes chaînes d'approvisionnement quel que soit leur complexité et leur étendue, le modèle SCOR décrit les activités d'une entreprise en les répartissant sur 7 principales phases de gestion comme suit : Orchestrate, plan, order, source, transform, fulfill et return. (Voir la figure 4.4)

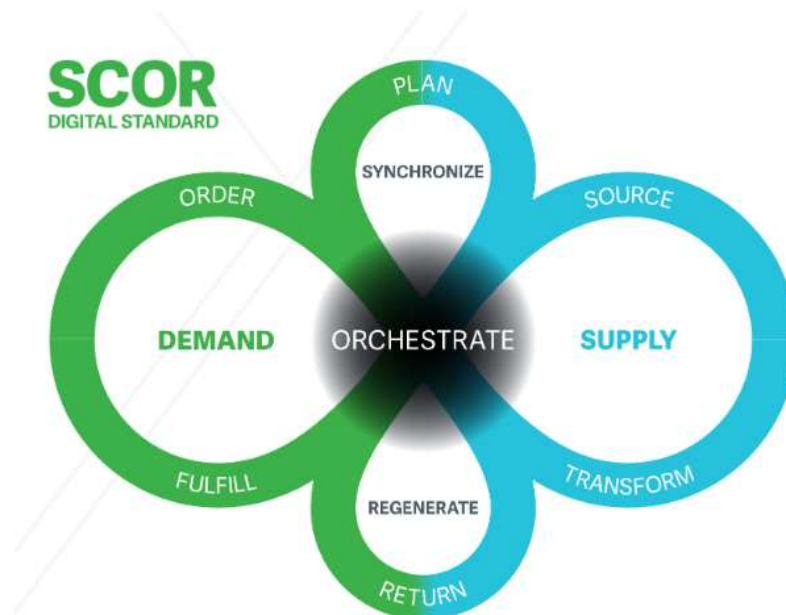


Figure 4.4 : Décomposition de la Supply Chain selon le modèle SCOR

1. Orchestrate

Le processus d'orchestration de la chaîne d'approvisionnement décrit les activités associées à l'intégration et à la mise en œuvre des stratégies de la chaîne d'approvisionnement. Celles-ci incluent la création et la gestion des règles métier, la gestion des performances par l'amélioration continue, la gestion des données, de l'information et des technologies de la chaîne d'approvisionnement, la gestion des ressources humaines, la gestion des contrats et des accords, la conception du réseau, la gestion réglementaire et de la conformité, la gestion des risques, la gestion de l'environnement, sociale et de la gouvernance (ESG), la planification commerciale de l'entreprise, la création et la gestion de la segmentation, et la gestion de la chaîne d'approvisionnement circulaire.

2. Plan

Le processus de Planification décrit les activités liées à l'élaboration de plans pour faire fonctionner la chaîne d'approvisionnement. La planification est réalisée pour les processus de Commande, Source, Transformation, Exécution et Retour. Cela inclut la détermination des besoins, la collecte d'informations sur les ressources disponibles, l'équilibrage des besoins et des ressources pour déterminer les capacités prévues ainsi que les écarts en termes de demande ou de ressources, et l'identification des actions à entreprendre pour corriger ces écarts.

3. Order

Le processus de Commande décrit les activités associées à l'achat par le client de produits et services, y compris des éléments tels que les emplacements, les méthodes de paiement, les prix, le statut de l'exécution, et toutes autres données liées à la commande.

4. Source

Le processus d'Approvisionnement décrit les activités liées à l'acquisition, la commande, la planification des commandes, la livraison, la réception et le transfert de produits et/ou de services.

5. Transform

Le processus de Transformation décrit les activités liées à la planification et à la création de produits (par exemple, la production, l'assemblage/désassemblage, la maintenance, réparation et opérations) ainsi que de services.

6. Fullfill

Le processus de Satisfaction décrit les activités liées à l'exécution des commandes des clients pour des produits, y compris la planification de la livraison des commandes, la cueillette, l'emballage, l'expédition, l'assemblage, l'installation, la mise en service et la facturation.

7. Return

Le processus de Retour décrit les activités liées au flux inversé de marchandises, de services et/ou de composants de service depuis un client à travers une chaîne d'approvisionnement/service, afin de diagnostiquer l'état, d'évaluer les droits, et de décider de la réintégration dans le processus de Transformation ou d'autres activités circulaires.

Hiérarchisation des processus selon le modèle SCOR

Trois (03) niveaux hiérarchiques sont mis en évidence par le référentiel et peuvent être décrit comme suit :

Niveau	Description
Niveau 1 (Stratégique)	Ce niveau englobe les processus principaux de la chaîne d'approvisionnement. Ces processus représentent les activités fondamentales qui constituent la gestion opérationnelle de la chaîne d'approvisionnement.
Niveau 2 (Tactique)	Chaque processus de niveau 1 est subdivisé en différentes catégories de processus, permettant une analyse et une gestion plus détaillées.
Niveau 3 (Opérationnel)	Chaque processus de niveau 1 est subdivisé en différentes catégories de processus, permettant une analyse et une gestion plus détaillées.

Tableau 4.2 : Niveaux hiérarchiques du modèle SCOR

Un quatrième niveau, ne faisant pas partie du modèle de référence, peut être instauré selon le besoin réel de l'entreprise. Ce niveau définit les tâches élémentaires de chaque processus.

SCOR Process Hierarchy

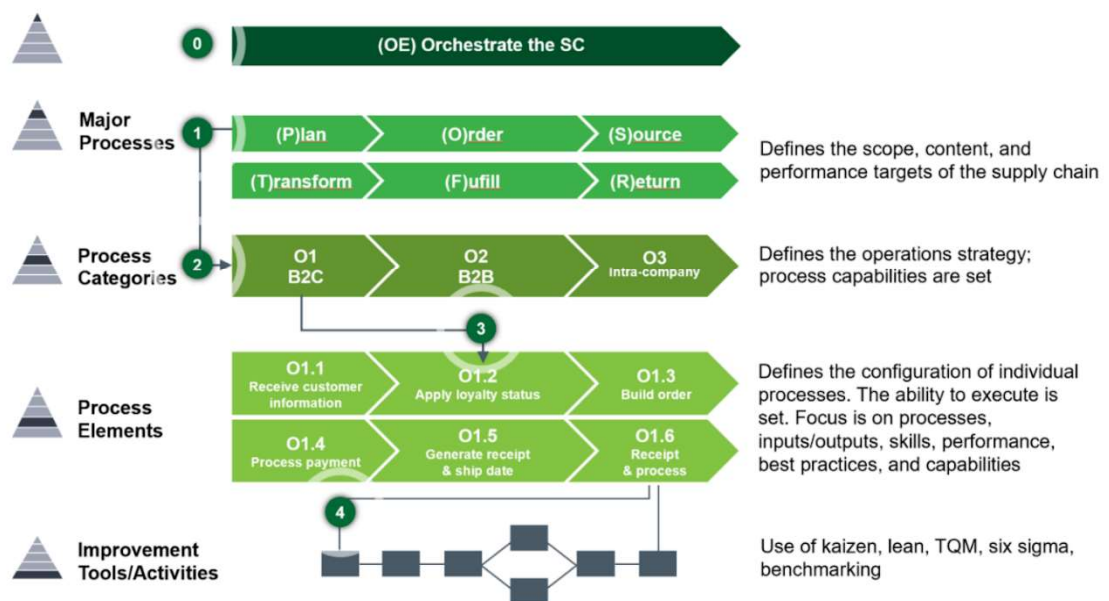


Figure 4.5 : Niveaux hiérarchiques du modèle SCOR [CSM 2020]

Il est important de noter que ce modèle décrit des processus, pas des fonctions. En d'autres termes, le modèle se concentre sur l'activité impliquée, et non sur la personne ou l'élément organisationnel qui exécute l'activité.

Structure du modèle SCOR

Le but d'un cadre de processus, ou process framework, est de définir l'architecture des processus de manière à aligner celle-ci avec les fonctions et objectifs clés de l'entreprise. Ici, l'architecture fait référence à la manière dont les processus interagissent et fonctionnent, comment ils sont configurés, ainsi qu'aux compétences requises pour le personnel qui opère ces processus. Le modèle de référence SCOR se compose de quatre grandes sections :

- **Performance** : inclut des métriques standard pour décrire la performance des processus et définir les objectifs stratégiques.
- **Processus** : propose des descriptions standard des processus de gestion et des relations entre les processus.
- **Pratiques** : explique les pratiques de gestion qui produisent des performances de processus nettement meilleures.
- **Personnel** : comprend des définitions standard des compétences requises pour exécuter les processus de la chaîne d'approvisionnement.

Performance

La section Performance du modèle SCOR se concentre sur la mesure et l'évaluation des résultats de l'exécution des processus de la supply chain.

SCOR reconnaît huit (08) attributs répartis en trois (03) catégories de performance comme le montre la figure 4.6.

	Performance Attributes	Definition
Resilience	Reliability (RL)	The ability to perform tasks as expected. Reliability focuses on the predictability of the outcome of a process. Typical metrics for the Reliability attribute include delivering a product on time, in the right quantity, and at the right quality level.
	Responsiveness (RS)	The speed at which tasks are performed and the speed at which a supply chain provides products to the customer. Examples include cycle-time metrics.
	Agility (AG)	The ability to respond to external influences and marketplace changes to gain or maintain a competitive advantage.
Economic	Costs (CO)	The cost of operating the supply chain processes. This includes labor costs, material costs, and management and transportation costs.
	Profit (PR)	The Profit attribute describes the financial benefit realized when the revenue generated from a business activity exceeds the expenses, costs, and taxes involved in sustaining the activity.
	Assets (AM)	The ability to efficiently utilize assets. Assets' strategies in a supply chain include inventory reduction and insourcing rather than outsourcing.
Sustainability	Environmental (EV)	The Environmental attribute describes the ability to operate the supply chain with minimal environmental impact, including materials, water, and energy.
	Social (SC)	The Social attribute describes the ability to operate the supply chain aligned with the organization's social values, including diversity and inclusion, wage, and training metrics.

Figure 4.6 : Attributs de performance SCOR [CSM 2020]

Fiabilité, réactivité et agilité sont considérées comme étant axées sur le client (résilience). Coût, Profit et Actifs sont considérés comme étant axés sur l'interne (économiquement). Environnement et social sont orientés vers l'extérieur (durabilité). Toutes les métriques SCOR sont regroupées dans l'un des attributs de performance.

Annexe 03 : Grilles d'évaluation du processus de la Planification

1. Planification de la Supply Chain

Processus	Métrique	Calculé ?
Planifier la supply chain	RL.1.1 Exécution parfaite des commandes clients	No
	RL.1.2 Exécution parfaite des commandes fournisseurs	N/A
	RS.1.1 Temps de cycle d'exécution des commandes clients	Yes
	RS.3.98 Temps de cycle de planification	No
	AG.1.1 Agilité de la chaîne d'approvisionnement	Yes
	CO.1.1 Coût total de gestion de la chaîne d'approvisionnement	N/A
	CO.1.2 Coût des marchandises vendues (CMV)	Yes
	AM.1.1 Temps de cycle de caisse à caisse	N/A

Table 4.3 : Grille d'évaluation des métriques du processus de planification de la supply chain

Processus	Bonne Pratique	Pratiqué ?
Planifier supply chain	BP.002 Stratégies de gestion des risques	N/A
	BP.014 Planification et prévision de la demande	Yes
	BP.018 Système de classification ABC des stocks	No
	BP.020 Gestion de la demande	Yes
	BP.021 Planification des ventes et des opérations (S&OP)	Yes
	BP.024 Optimisation de la chaîne d'approvisionnement (SCO)	N/A
	BP.026 Améliorer le processus de planification des ventes et des opérations (S&OP)	Yes
	BP.028 Optimisation des stocks	No
	BP.030 Précision des enregistrements des stocks	Yes
	BP.032 Réduction ou radiation des stocks à rotation lente	Yes
	BP.033 Amélioration de la prévision traditionnelle de la demande	Yes

	BP.045 Retard des expéditions entrantes des fournisseurs	Yes
	BP.048 Façonnement de la demande (Demand shaping)	No
	BP.061 Réduction du niveau de stock non stratégique	Yes
	BP.062 Exactitude des données maîtres	No
	BP.063 Optimisation des décisions d'approvisionnement vers un point d'approvisionnement local	No
	BP.064 Réduction des stocks de sécurité	Yes
	BP.086 Planification du réseau d'approvisionnement	No
	BP.116 Logistique accélérée	Yes
	BP.122 Inventaire géré par le fournisseur (VMI)	No
	BP.180 Planification des ventes et des opérations pilotée par la demande (DDS&OP)	No
	BP.183 Planification intégrée de l'entreprise (IBP)	Yes
	BP.300 Traçabilité	Yes

Table 4.4 : Grille d'évaluation des bonnes pratiques du processus de planification de la supply chain

2. Planification de l'approvisionnement

Processus	Métrique	Calculé ?
Planifier l'approvisionnement	RL.1.1 Exécution parfaite des commandes clients	No
	RL.1.2 Exécution parfaite des commandes fournisseurs	Yes
	RS.1.1 Temps de cycle d'exécution des commandes clients	N/A
	AG.1.1 Agilité de la chaîne d'approvisionnement	Yes
	CO.1.1 Coût total de gestion de la chaîne d'approvisionnement	N/A
	CO.1.2 Coût des marchandises vendues (CMV)	Yes
	AM.1.1 Temps de cycle de caisse à caisse	N/A

Table 4.5 : Grille d'évaluation des métriques du processus de planification de l'approvisionnement

Processus	Bonne Pratique	Pratiqué ?
Planifier l'approvisionnement	BP.001 Gestion des risques de la chaîne d'approvisionnement (SCRM)	No

	BP.016 Planification du réseau d'approvisionnement	No
	BP.021 Planification des ventes et des opérations (S&OP)	Yes
	BP.026 Améliorer le processus de planification des ventes et des opérations (S&OP)	Yes
	BP.041 Optimisation du transport	N/A
	BP.062 Exactitude des données maîtres	No
	BP.063 Optimiser les décisions d'approvisionnement vers un point d'approvisionnement local	No
	BP.086 Planification du réseau d'approvisionnement	N/A
	BP.096 Planification logistique et d'entrepôt	Yes
	BP.122 Inventaire géré par le fournisseur (VMI)	No
	BP.146 Cross-Docking	N/A
	BP.180 Planification des ventes et des opérations pilotée par la demande (DDS&OP)	Yes
	BP.183 Planification intégrée de l'entreprise (IBP)	Yes
	BP.201 Gestion dynamique des stocks	No
	BP.300 Traçabilité	Yes

Table 4.6 : Grille d'évaluation des bonnes pratiques du processus de planification de l'approvisionnement

3. Planification de la distribution

Processus	Métrique	Calculé ?
Planifier la distribution	RL.1.1 Exécution parfaite des commandes clients	No
	RL.1.2 Exécution parfaite des commandes fournisseurs	Yes
	RS.1.1 Temps de cycle d'exécution des commandes clients	Yes
	RS.2.4 Temps de cycle d'exécution	Yes
	AG.1.1 Agilité de la chaîne d'approvisionnement	Yes
	CO.1.1 Coût total de gestion de la chaîne d'approvisionnement	N/A
	CO.1.2 Coût des marchandises vendues (CMV)	Yes
	AM.1.1 Temps de cycle de caisse à caisse	N/A

Table 4.7 4: Grille d'évaluation des métriques du processus de planification de la distribution

Processus	Bonne Pratique	Pratiqué ?
Planifier la distribution	BP.016 Planification du réseau d'approvisionnement	No
	BP.021 Planification des ventes et des opérations (S&OP)	Yes
	BP.024 Optimisation de la chaîne d'approvisionnement (SCO)	N/A
	BP.026 Améliorer le processus de planification des ventes et des opérations (S&OP)	Yes
	BP.028 Optimisation des stocks	No
	BP.062 Exactitude des données maîtres	No
	BP.071 Optimisation modale	N/A
	BP.122 Inventaire géré par le fournisseur (VMI)	No
	BP.146 Cross-Docking	N/A
	BP.180 Planification des ventes et des opérations pilotée par la demande (DDS&OP)	Yes
	BP.183 Planification intégrée de l'entreprise (IBP)	Yes
	BP.201 Gestion dynamique des stocks	No
BP.300 Traçabilité	Yes	

Table 4.8 : Grille d'évaluation des bonnes pratiques du processus de planification de la distribution

Annexe 04 : Classification ABC – XYZ

1. Classification ABC

Produit	CT	LT	CT*LT	% CT*LT	% cumulé CT*LT	Classe
D124	2785478,92	124,44	346624996,43	39,775	39,77	A
D044	2554671,65	85,55	218552159,23	25,078	64,85	A
D178	1446504,02	118,30	171127714,60	19,637	84,49	A
D907	601939,63	119,50	71931785,19	8,254	92,74	A
D174	153617,30	134,71	20693866,80	2,375	95,12	B
D237	258629,26	77,00	19914453,33	2,285	97,40	B
D182	76991,93	99,43	7655197,51	0,878	98,28	B
D189A	71292,42	83,80	5974081,84	0,686	98,97	B
D600G	44380,73	53,14	2358518,90	0,271	99,24	B
D080A	10652,31	220,00	2343507,32	0,269	99,51	B
D168	10995,99	90,50	995136,73	0,114	99,62	C
D047	6574,10	124,32	817292,61	0,094	99,71	C
D153	10555,99	65,00	686139,55	0,079	99,79	C
F103	15350,40	43,44	666889,60	0,077	99,87	C
D206	4350,48	126,84	551823,66	0,063	99,93	C
D181	275116,24	1,00	275116,24	0,032	99,96	C
D111	710,40	350,17	248758,40	0,029	99,99	C
D208	165,56	197,00	32615,32	0,004	100,00	C
D122A	626,57	24,67	15455,39	0,002	100,00	C
D167	427,32	20,40	8717,35	0,001	100,00	C

Tableau 4.9 : Classification ABC des produits

2. Classification XYZ

Produit	$\sigma(CT)$	$\sigma(LT)$	$\frac{\sigma(CT)^*}{\sigma(LT)}$	% ($\frac{\sigma(CT)^*}{\sigma(LT)}$)	% cumulé ($\frac{\sigma(CT)^*}{\sigma(LT)}$)	Classe
D124	80663,46731	11,5250568	929651,04	29,750	29,750	X
D044	71095,24467	10,8176465	769083,22	24,611	54,36	X
D178	47091,7206	11,5261339	542785,48	17,370	71,73	X
D907	16258,75114	11,1519316	181316,48	5,802	77,53	X
D174	6284,65089	3,74398844	23529,66	0,753	78,29	Y
D237	14996,09819	11,2442482	168619,85	5,396	83,68	Y
D182	1957,992351	9,90179046	19387,63	0,620	84,30	Y
D189A	34036,62875	8,80798096	299793,98	9,594	93,90	X
D600G	1532,496826	9,17670072	14063,26	0,450	94,35	Y
D080A	369,2139233	10,7595919	3972,59	0,127	94,47	Y
D168	739,5971391	10,2396823	7573,24	0,242	94,72	Y
D047	179,3237594	10,3289784	1852,23	0,059	94,77	Z
D153	839,9448334	7,40082804	6216,29	0,199	94,97	Y
F103	720,5543576	10,2600402	7392,92	0,237	95,21	Y
D206	145,9742629	11,1228386	1623,65	0,052	95,26	Z
D181	16390,56771	8,86113066	145238,96	4,648	99,91	Y
D111	427,3753385	0	0,00	0,000	99,91	Z
D208	75,72841319	11,3721792	861,20	0,028	99,94	Z
D122A	29,76178818	2,84304481	84,61	0,003	99,94	Z
D167	152,5080835	12,3332494	1880,92	0,060	100,00	Z

Tableau 4.10 : Classification XYZ des produits

Annexe 05 : Prévisions statistiques

1. Corrélogrammes des séries temporelles (Eviews)

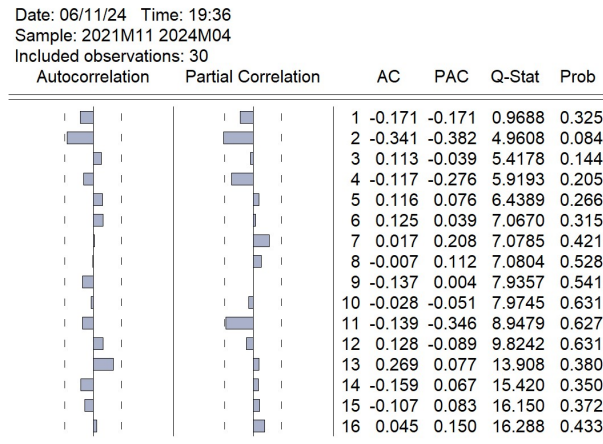


Figure 4.7 : Corrélogramme de la série D124

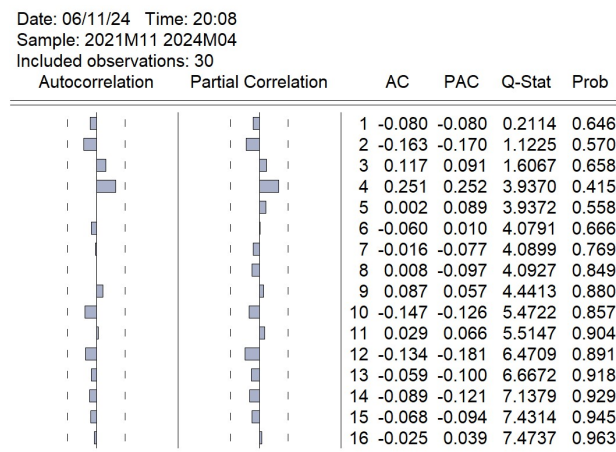


Figure 4.8 : Corrélogramme de la série D178

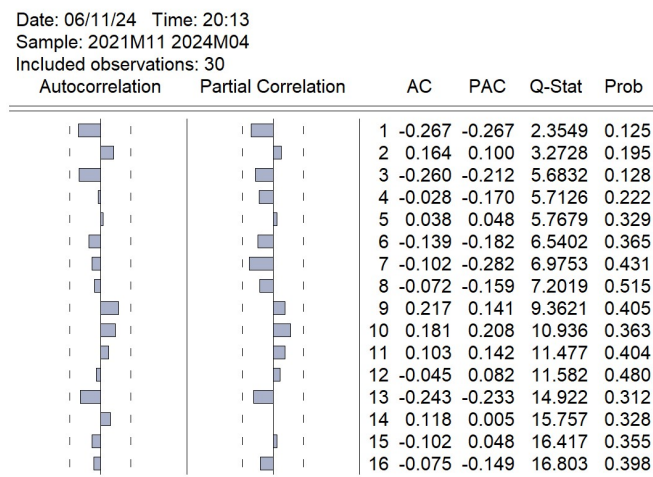


Figure 4.9 : Corrélogramme de la série D907

Date: 06/11/24 Time: 20:17
 Sample: 2021M11 2024M04
 Included observations: 30

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	0.179	0.179	1.0578	0.304		
2	-0.112	-0.149	1.4892	0.475		
3	-0.028	0.022	1.5179	0.678		
4	-0.140	-0.164	2.2436	0.691		
5	-0.180	-0.130	3.4907	0.625		
6	-0.306	-0.317	7.2318	0.300		
7	0.073	0.159	7.4522	0.383		
8	-0.025	-0.231	7.4795	0.486		
9	-0.039	0.019	7.5487	0.580		
10	0.087	-0.095	7.9146	0.637		
11	-0.124	-0.227	8.6942	0.650		
12	0.030	-0.015	8.7432	0.725		
13	-0.105	-0.225	9.3717	0.744		
14	0.037	0.012	9.4556	0.801		
15	0.126	-0.040	10.478	0.789		
16	-0.021	-0.100	10.508	0.839		

Figure 4.10 : Corrélogramme de la série D174

Date: 06/11/24 Time: 20:25
 Sample: 2021M11 2024M04
 Included observations: 30

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.230	-0.230	1.7551	0.185		
2	-0.028	-0.085	1.7816	0.410		
3	-0.084	-0.118	2.0340	0.565		
4	-0.028	-0.087	2.0639	0.724		
5	-0.031	-0.080	2.1009	0.835		
6	0.157	0.121	3.0833	0.798		
7	-0.076	-0.026	3.3271	0.853		
8	-0.131	-0.161	4.0730	0.850		
9	0.006	-0.059	4.0747	0.906		
10	-0.143	-0.198	5.0543	0.888		
11	0.278	0.189	8.9695	0.625		
12	-0.022	0.031	8.9961	0.703		
13	-0.166	-0.192	10.551	0.648		
14	0.004	-0.024	10.551	0.721		
15	0.045	0.020	10.681	0.775		
16	-0.014	0.006	10.695	0.828		

Figure 4.11 : Corrélogramme de la série D237

Date: 06/11/24 Time: 20:30
 Sample: 2021M11 2024M04
 Included observations: 30

	Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
1	-0.127	-0.127	0.5361	0.464		
2	0.172	0.158	1.5511	0.460		
3	-0.028	0.011	1.5792	0.664		
4	0.034	0.005	1.6217	0.805		
5	0.323	0.344	5.6336	0.344		
6	-0.246	-0.213	8.0592	0.234		
7	0.155	0.018	9.0652	0.248		
8	-0.376	-0.334	15.249	0.054		
9	0.059	-0.060	15.408	0.080		
10	0.046	0.086	15.508	0.115		
11	-0.243	-0.168	18.484	0.071		
12	-0.065	-0.186	18.707	0.096		
13	-0.339	-0.102	25.205	0.022		
14	0.090	-0.088	25.686	0.028		
15	-0.085	0.019	26.146	0.037		
16	-0.088	-0.097	26.678	0.045		

Figure 4.12 : Corrélogramme de la série D182

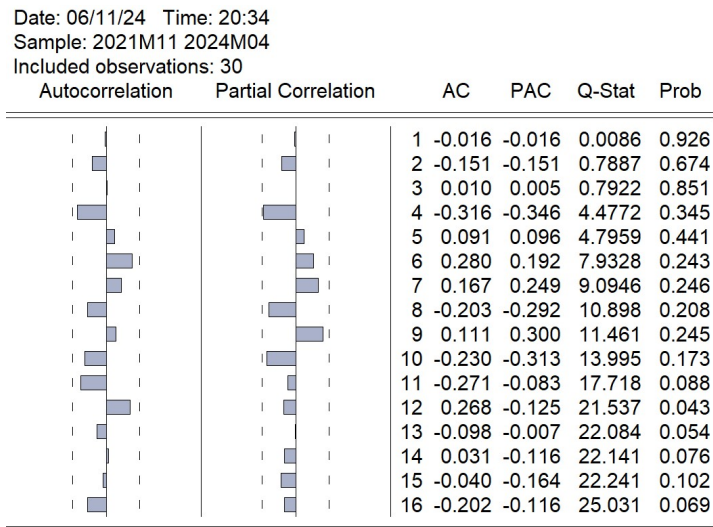


Figure 4.13 : Corrélogramme de la série D189A

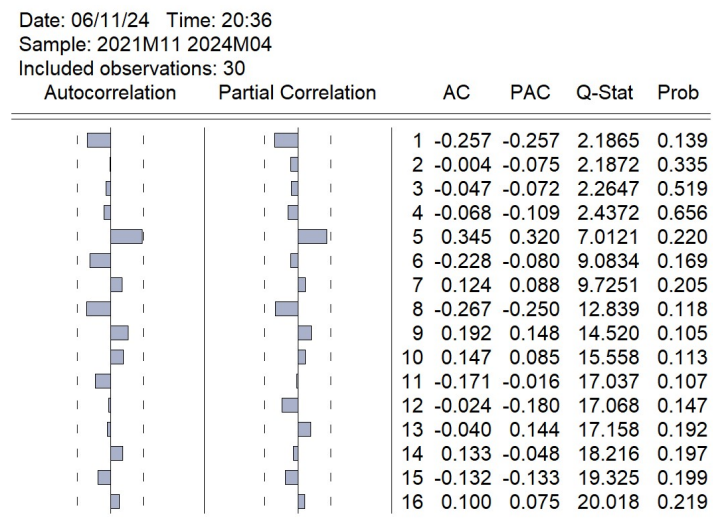


Figure 4.14 : Corrélogramme de la série D600G

Date: 06/11/24 Time: 20:56
 Sample: 2021M11 2024M04
 Included observations: 30

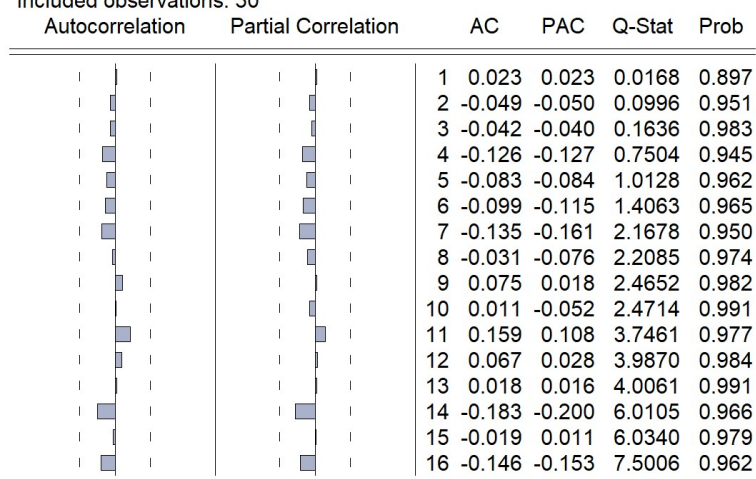


Figure 4.15 : Corrélogramme de la série D080A

Résultats des tests statistiques

Produit	Test de Fisher	Test de Dickey-Fuller
D124	Non saisonnière	Processus TS
D178	Non saisonnière	Stationnaire
D907	Non saisonnière	Processus DS
D174	Non saisonnière	Processus TS
D237	Non saisonnière	Stationnaire
D182	Non saisonnière	Stationnaire
D189A	Non saisonnière	Processus DS
D600G	Non saisonnière	Processus TS
D080A	Non saisonnière	Stationnaire

Tableau 4.11 : Résultats des tests statistique de saisonnalité et de stationnarité

Modèles Box & Jenkins sélectionnés

Produit	Meilleur modèle	Validité
D124	ARMA(0,2)	Non valide
D178	ARMA(0,0)	Non valide
D907	ARMA(0,3)	Non valide
D174	ARMA(0,0)	Non valide
D237	ARMA(0,0)	Non valide
D182	ARMA(0,0)	Non valide
D189A	ARMA(7,2)	Non valide
D600G	ARMA(0,1)	Non valide
D080A	ARMA(0,0)	Non valide

Tableau 4.12 : Validité des modèles Box Jenkins

Annexe 06 : Aide multicritère à la décision

1. Matrices de comparaison

C1	M1	M2	M3	M4	M5	M6
M1	1	3	3	2	4	3
M2	0,33	1	0,5	0,33	2	0,5
M3	0,33	2	1	0,33	3	2
M4	0,5	3	3	1	4	3
M5	0,25	0,5	0,33	0,25	1	0,33
M6	0,33	2	0,5	0,33	3	1

Tableau 4.13 : Matrice de comparaison du critère 1

C2	M1	M2	M3	M4	M5	M6
M1	1	2	2	2	2	2
M2	0,5	1	2	2	0,5	0,5
M3	0,5	0,5	1	2	0,5	0,5
M4	0,5	0,5	0,5	1	0,5	0,5
M5	0,5	2	2	2	1	2
M6	0,5	2	2	2	0,5	1

Tableau 4.14 : Matrice de comparaison du critère 2

C3	M1	M2	M3	M4	M5	M6
M1	1	2	2	2	3	2
M2	0,5	1	2	0,5	2	0,5
M3	0,5	0,5	1	0,5	2	0,5
M4	0,5	2	2	1	2	2
M5	0,33	0,5	0,5	0,5	1	0,5
M6	0,5	2	2	0,5	2	1

Tableau 4.15 : Matrice de comparaison du critère 3

C4	M1	M2	M3	M4	M5	M6
M1	1	3	3	2	3	2
M2	0,33	1	2	0,5	2	0,5
M3	0,33	0,5	1	0,5	2	0,5
M4	0,5	2	2	1	2	2
M5	0,33	0,5	0,5	0,5	1	0,5
M6	0,5	2	2	0,5	2	1

Tableau 4.16 : Matrice de comparaison du critère 4

C5	M1	M2	M3	M4	M5	M6
M1	1	0,2	0,5	0,5	0,33	0,33
M2	5	1	4	3	0,5	2
M3	2	0,25	1	0,5	0,5	0,5
M4	2	0,33	2	1	2	2
M5	3	2	2	0,5	1	2
M6	3	0,5	2	0,5	0,5	1

Tableau 4.17 : Matrice de comparaison du critère 5

C6	M1	M2	M3	M4	M5	M6
M1	1	0,11	0,11	0,14	0,11	0,11
M2	9	1	6	5	0,12	3
M3	9	0,16	1	3	0,14	2
M4	7	0,2	0,33	1	0,2	0,33
M5	9	8	7	5	1	2
M6	9	0,33	0,5	3	0,5	1

Tableau 4.18 : Matrice de comparaison du critère 6

C7	M1	M2	M3	M4	M5	M6
M1	1	0,14	0,5	0,5	0,12	0,33
M2	7	1	3	3	0,33	2
M3	2	0,33	1	0,33	0,33	0,33
M4	2	0,33	3	1	0,33	2
M5	8	3	3	4	1	0,33
M6	3	0,5	3	0,5	3	1

Tableau 4.19 : Matrice de comparaison du critère 7

2. Calcul du poids des critères

Critère	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7
C1	1,00	5,00	5,00	6,00	0,33	0,17	3,00
C2	0,20	1,00	0,50	3,00	0,17	0,17	0,17
C3	0,20	2,00	1,00	2,00	0,50	0,25	0,33
C4	0,17	0,33	0,50	1,00	0,14	0,14	0,17
C5	3,00	6,00	2,00	7,00	1,00	2,00	1,00

C6	6,00	6,00	4,00	7,00	0,50	1,00	2,00
C7	0,33	6,00	3,00	6,00	1,00	0,50	1,00

Tableau 4.20 : Matrice de comparaison entre les critères

5. Calcul de l'indice de cohérence des jugements

1. Calculer la valeur propre maximale de la matrice : $\lambda_{\max} = 7,57457142676$.
2. Calculer l'indice de cohérence IC tel que $n = 7$. Nous obtenons donc $IC = 0,09576190446$.
3. En sachant que $ICA = 1,32$, nous obtenons un ratio de cohérence $RC = 0,07254689655$.
4. $RC = 0,07254689655 < 0,1$ Les résultats sont donc cohérents.

Annexe 07 : Mesures de qualité des données générées

1. Divergence de Kullback-Leibler (KL)

La divergence de Kullback-Leibler est une mesure statistique de dissimilarité entre deux distributions P et Q, cette mesure est définie dans le cas discret par la formule suivante :

$$DKL \sum_i P(i) \log \frac{P(i)}{Q(i)}$$

Dans le cas continue, la somme est remplacée par une intégrale sur toutes les valeurs possibles. La divergence KL est donc l'espérance de la différence des logarithmes de P et Q, quand P est très différent de Q, DKL est élevé, quand P est similaire à Q alors DKL est faible et quand $P = Q$, DKL s'annule.

2. Test de Kolmogorov-Smirnov (KS)

Le Test de Kolmogorov-Smirnov (KS) est un test statistique non paramétrique qui compare deux distributions de données pour déterminer si elles diffèrent significativement. Il mesure la distance maximale entre les fonctions de distribution cumulative (CDF) des deux distributions. La formule pour la statistique de test KS est :

$$D_{n,m} = \text{Sup} | F1(x) - F2(x) |$$

Où :

- $D_{n,m}$ est la statistique de test KS.
- $F1(x)$ est la fonction de distribution cumulative (CDF) de l'échantillon 1 (réelles).
- $F2(x)$ est la CDF de l'échantillon 2 (synthétiques).

Annexe 08 : Méthodes de machine Learning de prévision

1. Code Random Forest

```
1 import numpy as np
2 import pandas as pd
3 import matplotlib.pyplot as plt
4 from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
5 from sklearn.metrics import mean_absolute_percentage_error
6 # Charger les données à partir du fichier Excel
7 file_path = 'C:/Users/deLL/Desktop/PFE/Données générées.xlsx'
8 df = pd.read_excel(file_path)
9 # Convertir la colonne 'Date' en datetime
10 df['Date'] = pd.to_datetime(df['Date'], format='%d/%m/%Y')
11 # Extraire le mois et l'année
12 df['Mois'] = df['Date'].dt.month
13 df['Année'] = df['Date'].dt.year
14 # Sélectionner les caractéristiques et la cible
15 X = df[['Année', 'Mois']]
16 y = df['D044']
17 # Entraîner le modèle Random Forest
18 model = RandomForestRegressor()
19 model.fit(X, y)
20 # Faire des prédictions sur l'ensemble des données disponibles
21 predictions = model.predict(X)
22 # Calcul des erreurs MAPE
23 mape = mean_absolute_percentage_error(y, predictions)
24 # Ajout des nouvelles données pour 3 mois supplémentaires
25 nouvelles_dates = pd.date_range(start=df['Date'].max(), periods=3, freq='M') + pd.Timedelta(days=1)
26 nouvelles_dates_df = pd.DataFrame({'Date': nouvelles_dates})
27 nouvelles_dates_df['Mois'] = nouvelles_dates_df['Date'].dt.month
28 nouvelles_dates_df['Année'] = nouvelles_dates_df['Date'].dt.year
29 # Concaténer les nouvelles données au DataFrame existant
30 df_extended = pd.concat([df, nouvelles_dates_df], ignore_index=True)
31 # Faire des prédictions sur les données étendues
32 predictions_extended = model.predict(df_extended[['Année', 'Mois']])
33 # Plot des prédictions par rapport aux valeurs réelles
34 plt.figure(figsize=(10, 6))
35 plt.plot(df_extended['Date'], predictions_extended, label='Prédictions (Nouveaux 3 mois)', marker='o')
36 plt.plot(df['Date'], predictions, label='Prédictions', marker='x')
37 plt.plot(df['Date'], y, label='Valeurs réelles', marker='x')
38 plt.title('Prédictions vs Valeurs réelles (Variable D044)')
39 plt.xlabel('Date')
40 plt.ylabel('Valeur')
41 plt.xticks(rotation=45)
42 plt.legend()
43 plt.grid(True)
44 plt.tight_layout()
45 plt.show()
```

Figure 4.16 : Code Random Forest

2. Résultats Random Forest

	D044	D080 A	D124	D174	D178	D182	D189 A	D237	D600 G	D907
Mai 2024	50010. 63	421.29	13522 1.61	9426.7 6	27404. 01	2268.5 1	39088. 19	30608. 46	2743.0 3	37695. 72
Juin 2024	82631. 14	533.64	11150 2.20	4381.4 5	28503. 80	3412.7 1	34989. 06	31870. 82	1840.6 7	33044. 37

Juillet										
t	10844		11647	8597.8	32935.	3638.0	27852.	22443.	3934.3	44038.
2024	4.86	354.56	4.13	4	12	1	99	80	2	08

Tableau 4.21 : Résultats Random Forest

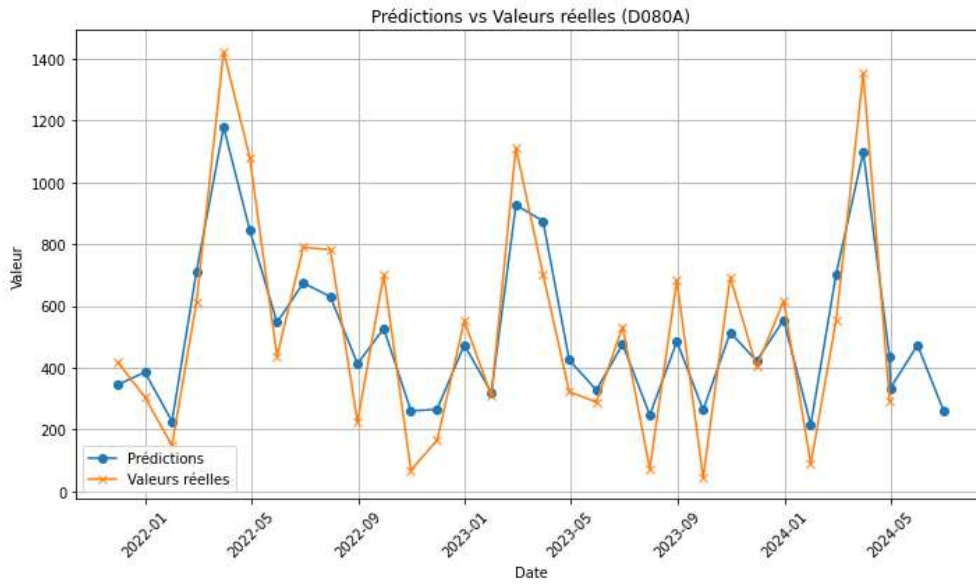


Figure 4.17 : Prédictions RF vs valeurs réelles D080A

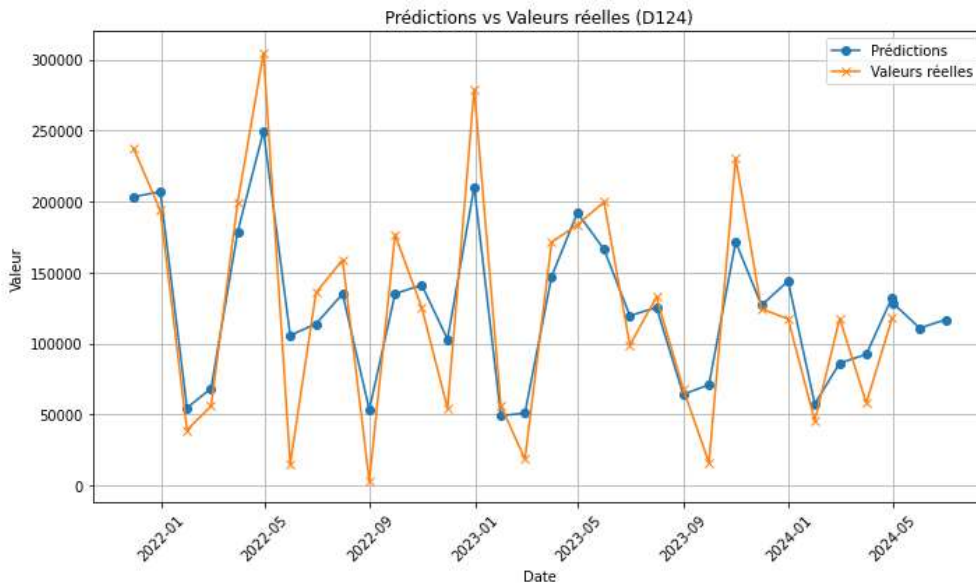


Figure 4.18 : Prédictions RF vs valeurs réelles D124

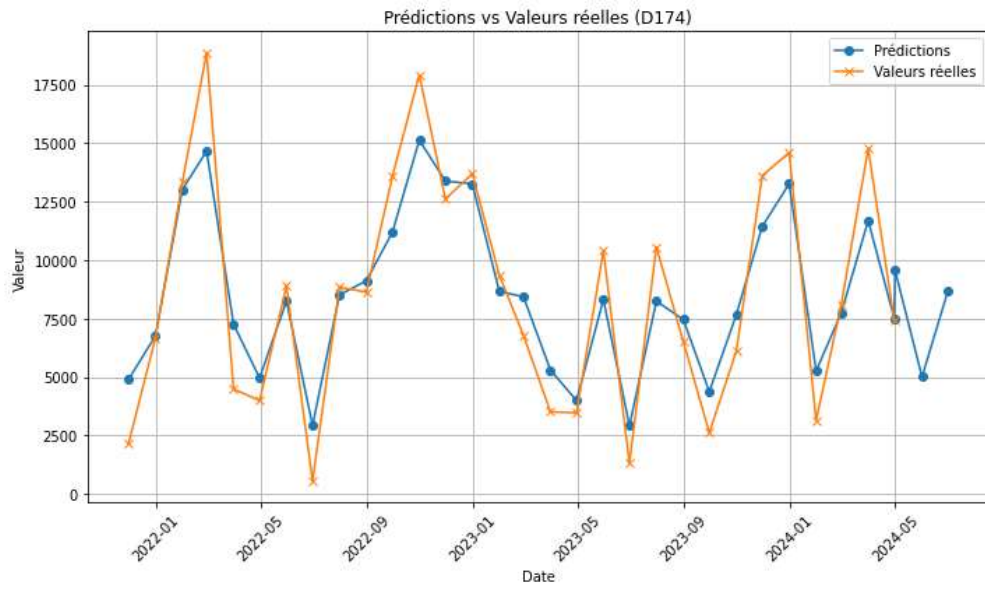


Figure 4.19 : Prédictions RF vs valeurs réelles D174

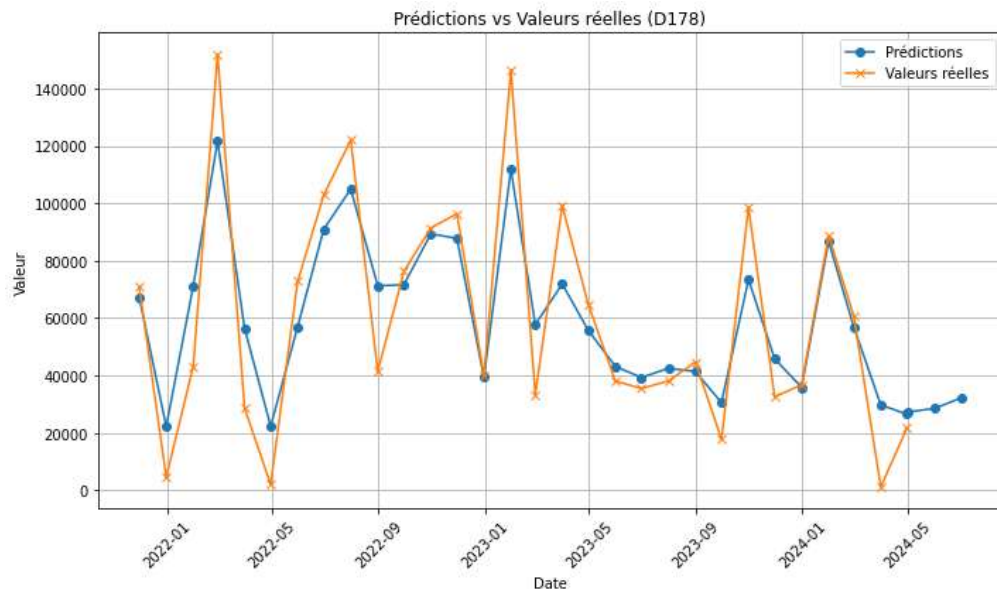


Figure 4.20 : Prédictions RF vs valeurs réelles D178

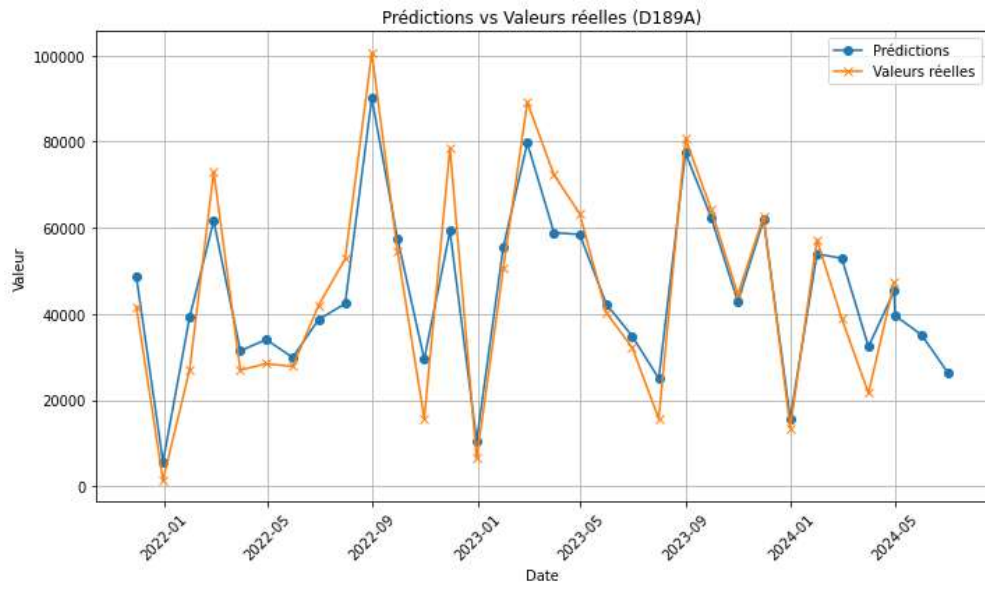


Figure 4.21 : Prédictions RF vs valeurs réelles D189A

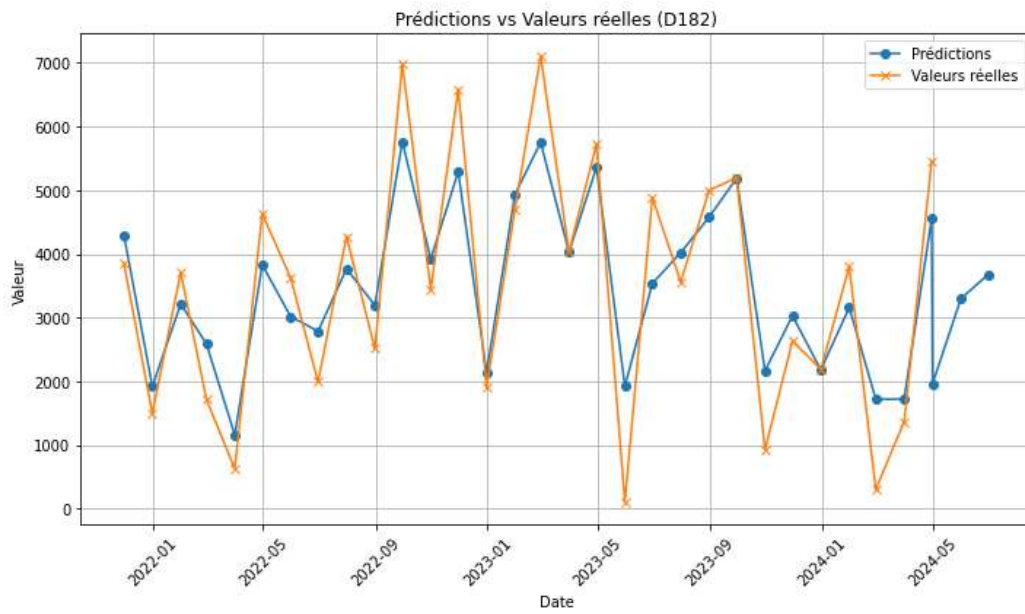


Figure 4.22 : Prédictions RF vs valeurs réelles D182

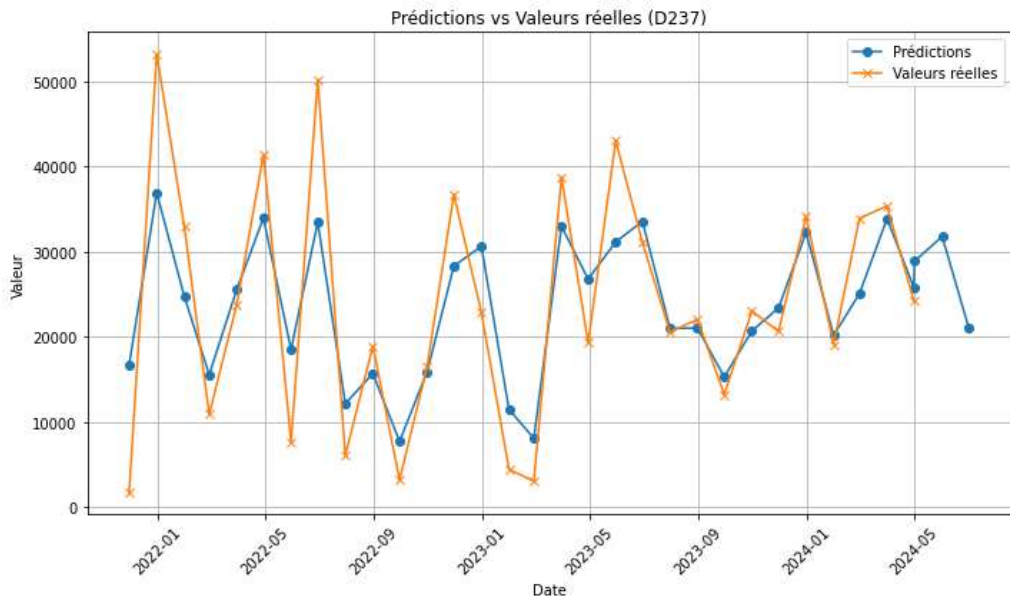


Figure 4.23 : Prédictions RF vs valeurs réelles D237

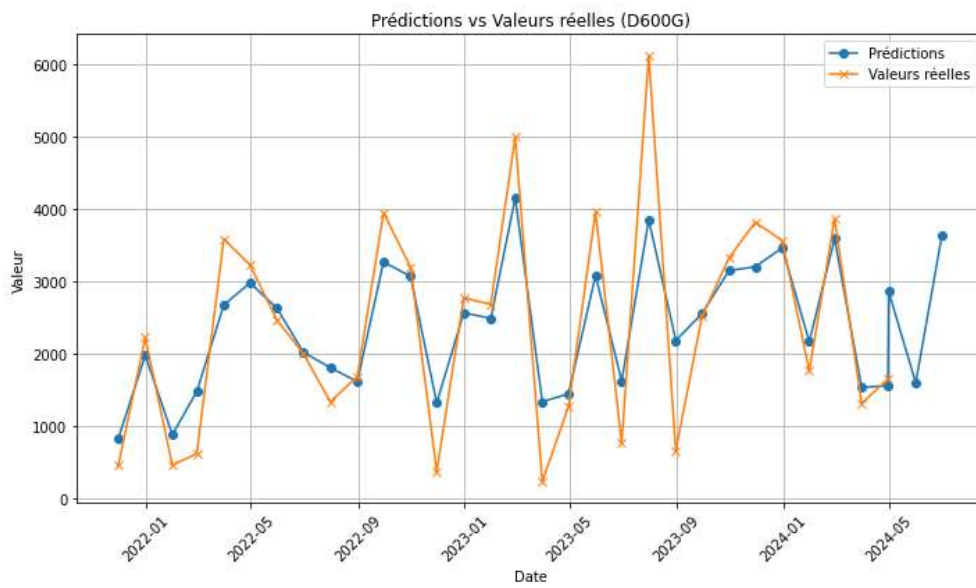


Figure 4.24 : Prédictions RF vs valeurs réelles D600G

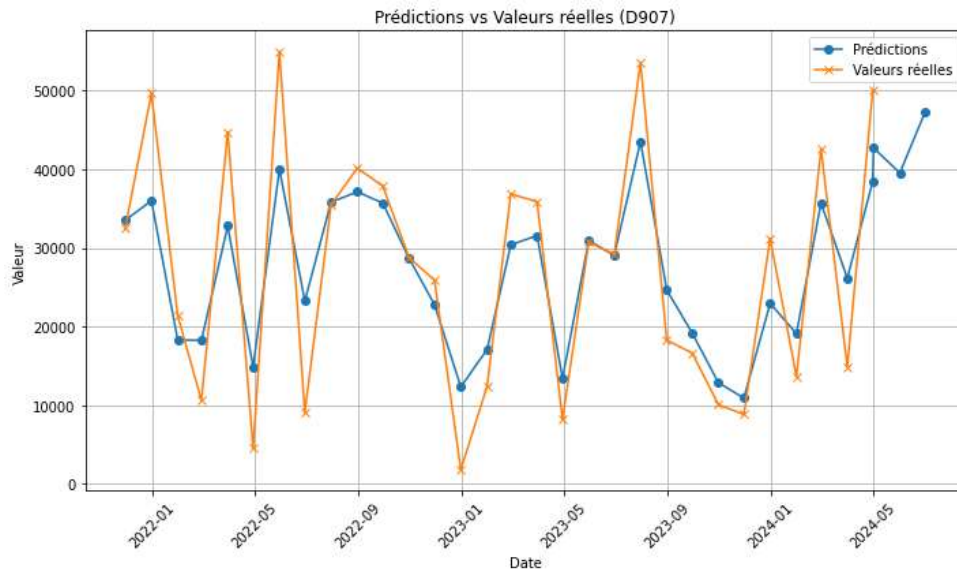


Figure 4.25 : Prédictions RF vs valeurs réelles D907

3. Code LSTM

```

1 import numpy as np
2 import pandas as pd
3 import matplotlib.pyplot as plt
4 from sklearn.metrics import mean_absolute_percentage_error
5 from keras.models import Sequential
6 from keras.layers import LSTM, Dense
7
8 # Charger les données à partir du fichier CSV
9 data = pd.read_csv('C:/Users/dell/Desktop/PFE/donnees_generees.csv', index_col=0, parse_dates=True)
10
11 # Préparer les données pour l'entraînement du modèle LSTM
12 X = data.iloc[:-1].values # Utiliser toutes les lignes sauf la dernière comme entrée
13 y = data.iloc[1:, 0].values # Utiliser la première colonne comme sortie
14
15 # Redimensionner X pour qu'il ait la forme (nombre d'échantillons, nombre de pas de temps, nombre de fonctionnalités)
16 X = np.reshape(X, (X.shape[0], 1, X.shape[1]))
17
18 # Définir une fonction pour créer le modèle LSTM avec les paramètres optimaux
19 def create_model(neurons=150, activation='relu', optimizer='rmsprop'):
20     model = Sequential()
21     model.add(LSTM(neurons, activation=activation, input_shape=(X.shape[1], X.shape[2])))
22     model.add(Dense(1))
23     model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer=optimizer)
24     return model
25
26 # Faire des prévisions futures sur 3 mois pour chaque produit
27 forecasts = {}
28 mapes = {}
29 train_forecasts = {}
30
31 for i in range(data.shape[1]):
32     y = data.iloc[1:, i].values # Sélectionner la colonne correspondant au produit
33     y_train, y_test = y[:-3], y[-3:]

```

```

34
35 # Diviser les données en ensembles d'entraînement et de test
36 X_train, X_test = X[:-3], X[-3:]
37
38 model = create_model()
39 model.fit(X_train, y_train, epochs=100, batch_size=32, verbose=0)
40
41 # Prévisions pour l'ensemble d'entraînement
42 train_forecast = model.predict(X_train)
43 train_forecasts[data.columns[i]] = train_forecast.flatten()
44
45 # Prévisions pour l'ensemble de test
46 forecast = model.predict(X_test)
47 forecasts[data.columns[i]] = forecast.flatten()
48
49 mape = mean_absolute_percentage_error(y_test, forecast)
50 mapes[data.columns[i]] = mape
51
52 # Afficher les MAPE pour chaque produit
53 for product, mape in mapes.items():
54     print(f"MAPE pour {product} : {mape}")
55
56 # Créer un DataFrame pour stocker les prévisions des 3 mois futurs
57 df_forecasts = pd.DataFrame(forecasts, index=pd.date_range(start='2024-07-01', periods=3, freq='M'))
58
59 # Créer un DataFrame pour les prévisions d'entraînement
60 # Attention à l'index : nous utilisons data.index[1:-3] pour correspondre aux valeurs de y_train
61 df_train_forecasts = pd.DataFrame(train_forecasts, index=data.index[1:-3])
62
63 # Afficher les prévisions et les valeurs réelles dans un graphique pour chaque produit
64 for product in df_forecasts.columns:
65     plt.figure(figsize=(12, 8))
66
67     # Afficher les valeurs réelles (données initiales)
68     plt.plot(data.index, data[product], label='Valeurs réelles', marker='x', color='orange')
69
70     # Afficher les prévisions pour l'ensemble d'entraînement
71     plt.plot(df_train_forecasts.index, df_train_forecasts[product], label='Prévisions d\'entraînement', marker='s', color='green')
72
73     # Afficher les prévisions pour les nouveaux 3 mois
74     plt.plot(df_forecasts.index, df_forecasts[product], label='Prédictions (Nouveaux 3 mois)', marker='o', color='blue')
75
76     plt.title(f'Prédictions vs Valeurs réelles pour {product}')
77     plt.xlabel('Date')
78     plt.ylabel('Valeur')
79     plt.xticks(rotation=45)
80     plt.legend()
81     plt.grid(True)
82     plt.tight_layout()
83     plt.show()

```

Figure 4.26 : Code LSTM

4. Résultats LSTM

	D044	D080 A	D124	D174	D178	D182	D189 A	D237	D600 G	D90 7
31/05 /2024	1120 95.68	461.8 7982	286.6 292	6923 6.18	16329 .161	3704. 3096	978.5 689	2207 9.242	369.8 5916	9468 .889
30/06 /2024	9865 9.28	145.1 3393	154.2 2444	6098 1.797	15101 .044	3436. 2664	1045. 4707	2031 0.854	370.1 746	8610 .454
31/07 /2024	1032 77.2	397.5 888	34.62 0483	6389 6.26	15574 .3955	3546. 2656	924.3 615	2082 3.03	231.4 9344	9167 .754

Tableau 4.22 : Résultats LSTM

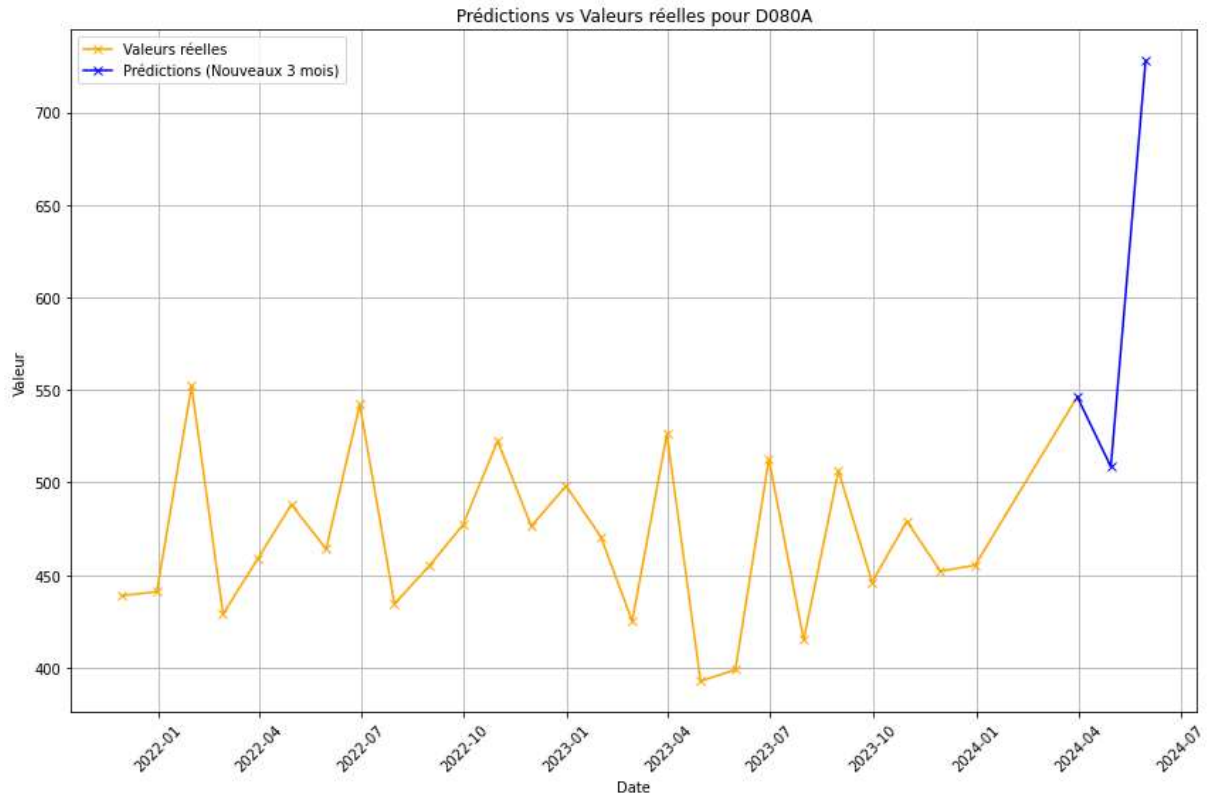


Figure 4.27 : Prédictions LSTM et valeurs réelles D080A

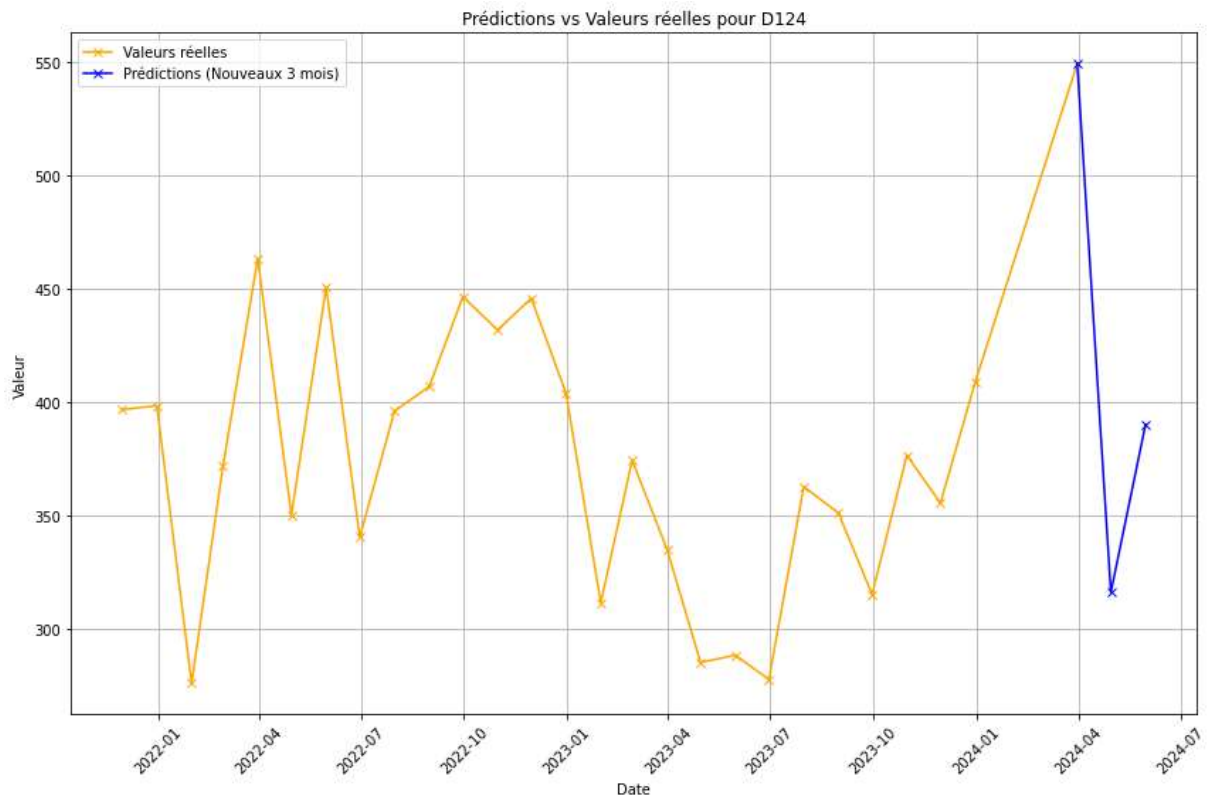


Figure 4.28 : Prédictions LSTM et valeurs réelles D124

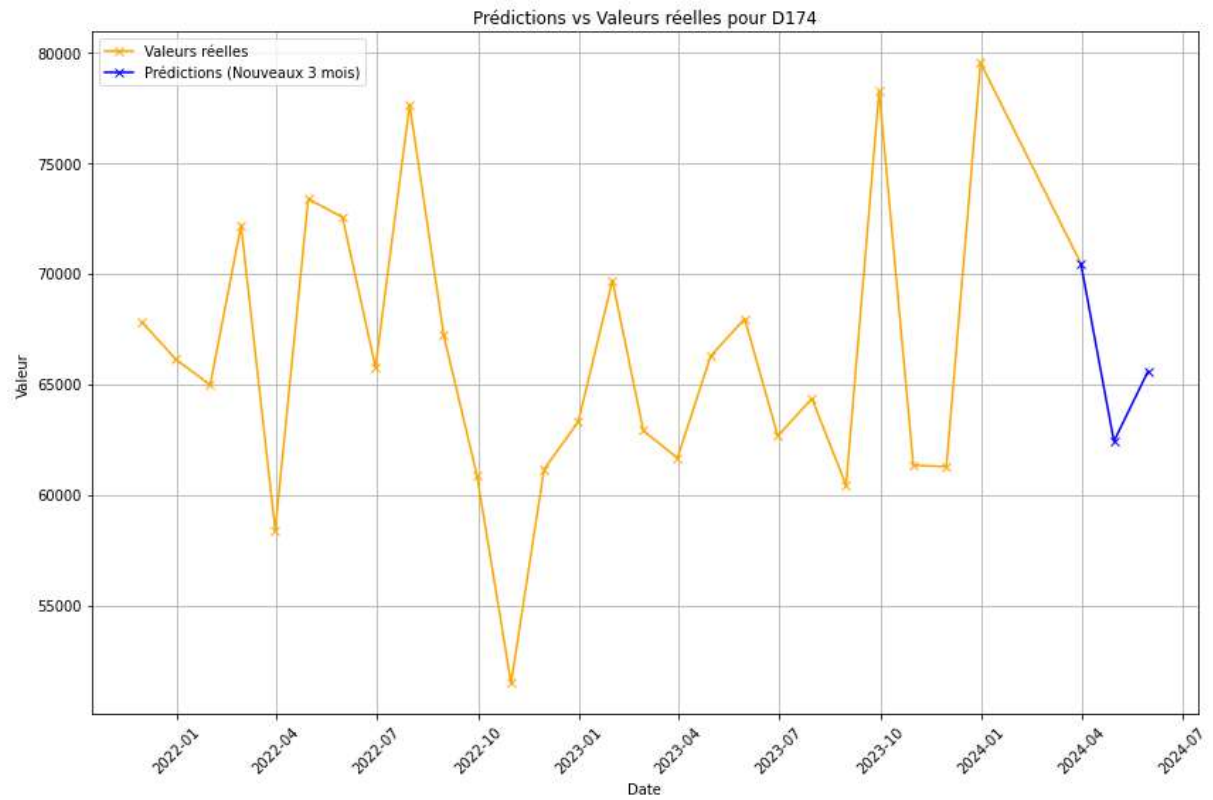


Figure 4.29 : Prédictions LSTM et valeurs réelles D174

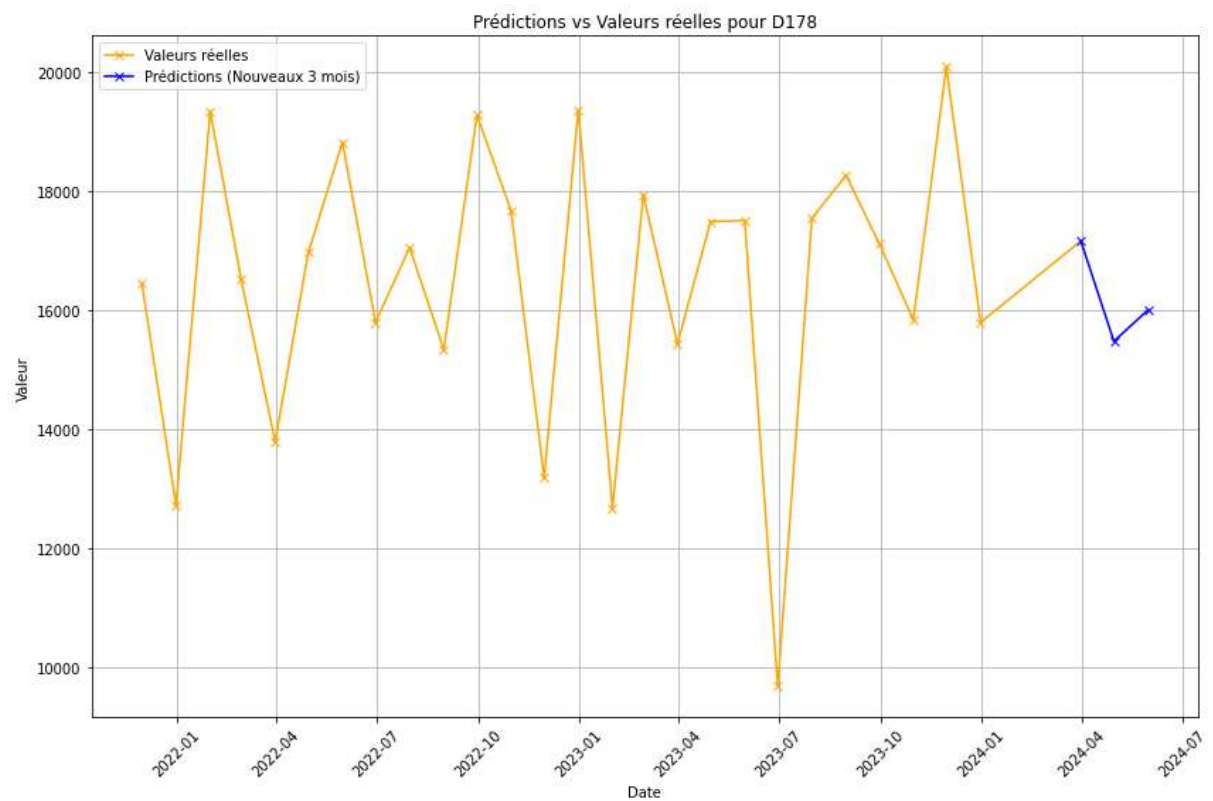


Figure 4.30 : Prédictions LSTM et valeurs réelles D178

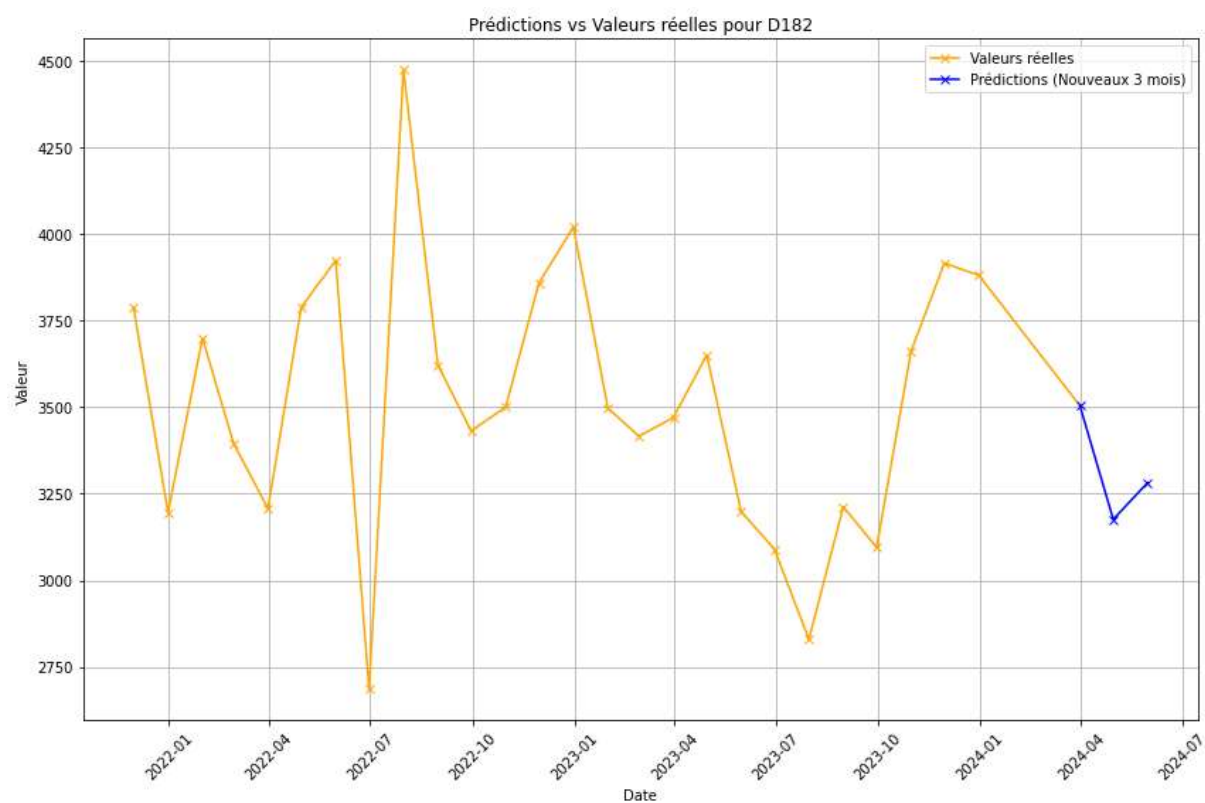


Figure 4.31 : Prédictions LSTM et valeurs réelles D182

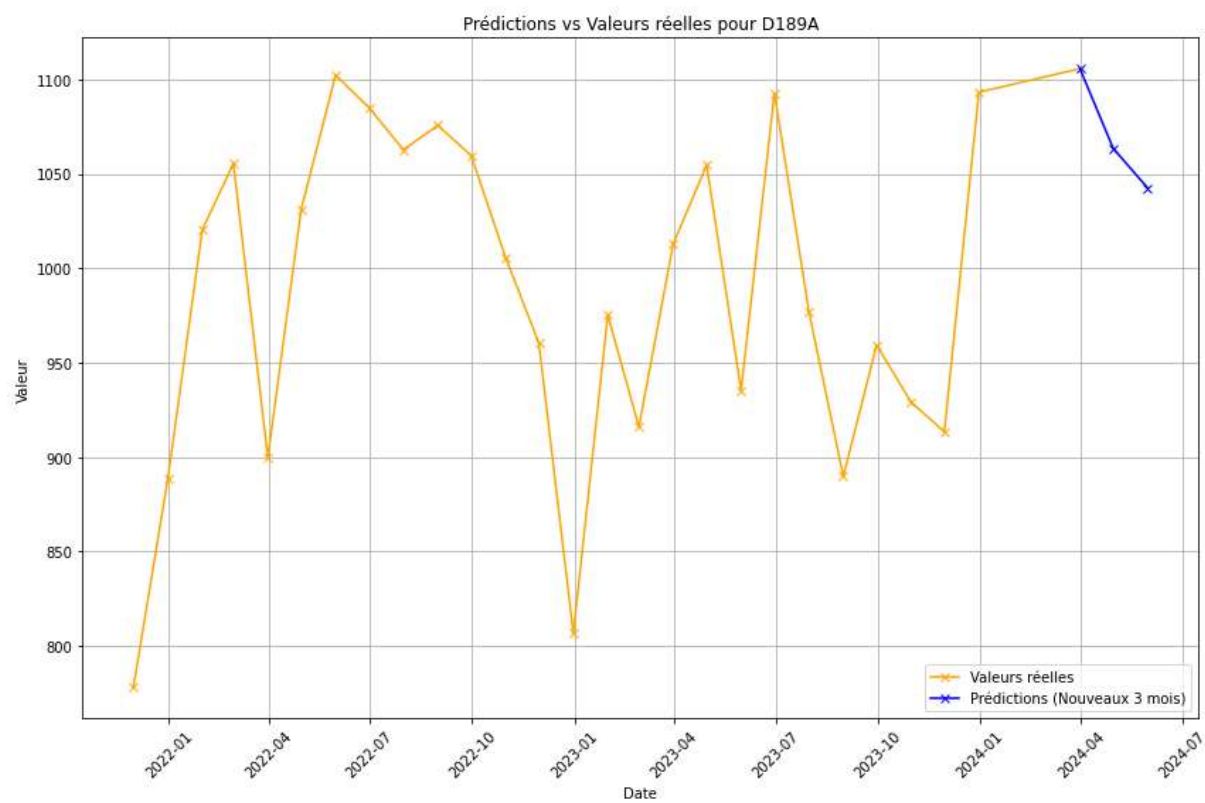


Figure 4.32 : Prédictions LSTM et valeurs réelles D189A

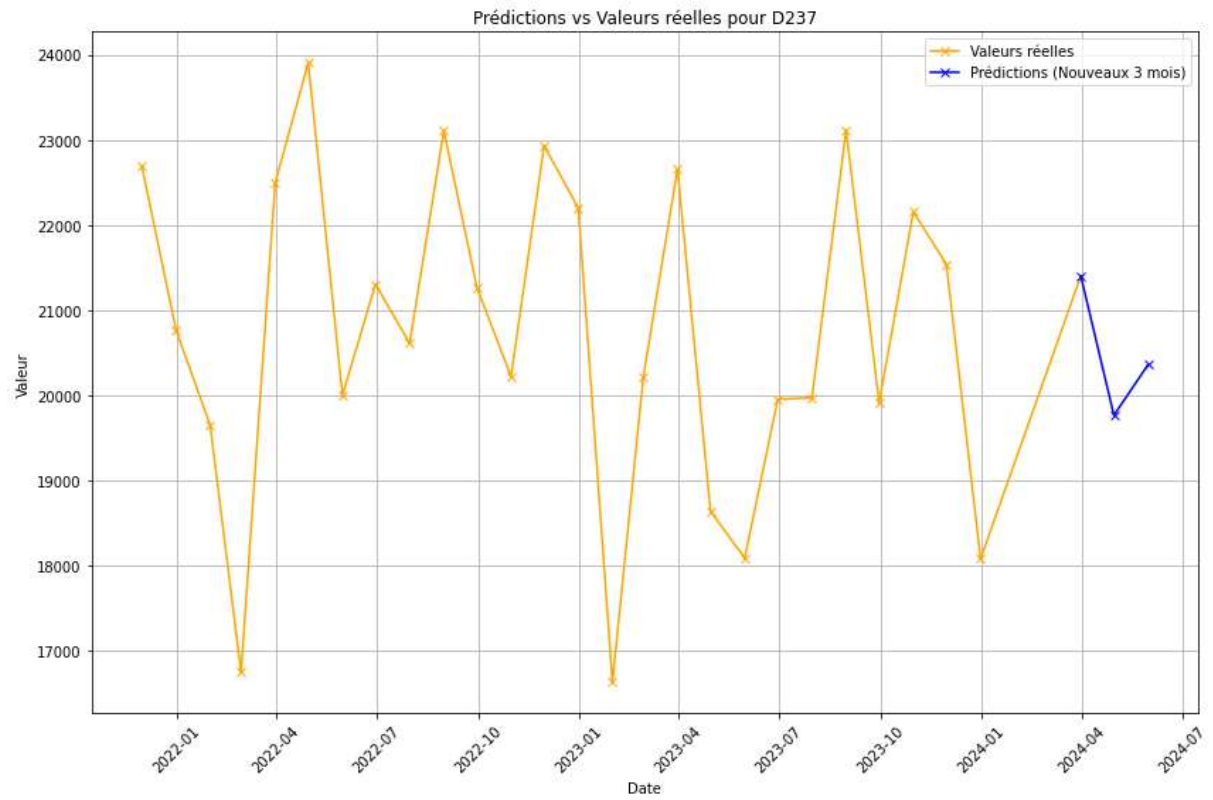


Figure 4.33 : Prédictions LSTM et valeurs réelles D237

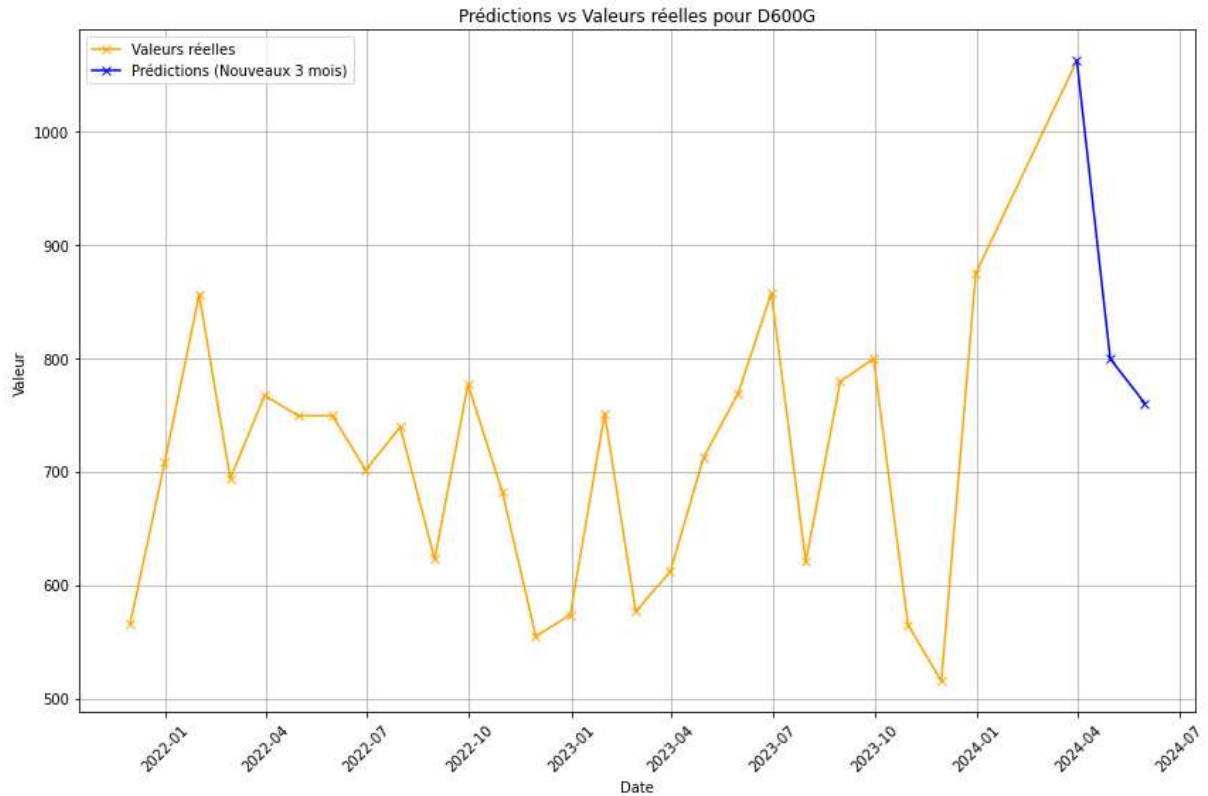


Figure 4.34 : Prédictions LSTM et valeurs réelles D600G

Annexe 09 : Calcul des stocks de sécurité

Produit(i)	Consommation	$\partial(Ci)$	LTi	$\partial(LTi)$	∂i	SSi
D044	2554671,65	71095,2447	85,55	10,8176465	505454382 6	139346,81 8
D080A	10652,306	369,213923	220	10,7595919	161788,061	788,36857 8
D124	2785478,92	80663,4673	124,44	11,5250568	650661148 7	158100,59 7
D174	153617,296	6284,65089	134,71052 6	3,74398844	39498725,1	12318,210 2
D178	1446504,02	47091,7206	118,30434 8	11,5261339	221764586 6	92300,099 4
D182	76991,929	1957,99235	99,428571 4	9,90179046	3843482,56	3842,5411 7

D189A	71292,418	34036,6288	83,796875	8,80798096	115849859 8	66711,979 5
D237	258629,264	14996,0982	77	11,2442482	224892696	29392,988 6
D600G	44380,732	1532,49683	53,142857 1	9,17670072	2353021,78	3006,5542 5
D907	601939,625	16258,7511	119,5	11,1519316	264361850	31868,048

Tableau 4.23 : Calcul détaillé des stocks de sécurité.

Annexe 10 : Modèle mathématique pour la planification

Produit	C_a	C_t	C_s	C_{ru}	S_{max}	SS	σ_{LT}	$S_{initial}$	LT	LT*	O
1	0,03283 567	791 ,5	0,03 72	50	418040, 453	139346, 818	10,8176 465	4409	85,55	90	100
2	3,99598 491	791 ,5	4 529, 91	100 0	2365,10 573	788,368 578	10,7595 919	464, 41	220	90	500
3	0,85497 826	791 ,5	969, 33	500	474301, 79	158100, 597	11,5250 568	0	124,44	90	100 0
4	8,38	791 ,5	9 491, 39	150 0	36954,6 306	12318,2 102	3,74398 844	1 431	134,710 526	90	150 0
5	0,27611 925	791 ,5	312, 6	100	276900, 298	92300,0 994	11,5261 339	0	118,304 348	90	200
6	3,44	791 ,5	3 902, 59	800	11527,6 235	3842,54 117	9,90179 046	674	99,4285 714	90	800
7	3,91	791 ,5	4 427, 59	900	200135, 939	66711,9 795	8,80798 096	0	83,7968 75	90	900
8	11	791 ,5	12 474, 55	200 0	88178,9 659	29392,9 886	11,2442 482	0	77	90	200 0
9	12,15	791 ,5	13 762, 55	250 0	9019,66 275	3006,55 425	9,17670 072	915	53,1428 571	90	250 0
10	0,10246 268	791 ,5	116, 86	150	95604,1 44	31868,0 48	11,1519 316	868	119,5	90	150

Tableau 4.24 : Données du modèle de planification