



République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieure et de la Recherche Scientifique
Université Abou Bekr Belkaid-Tlemcen
Faculté de Technologie
Département de Génie Electrique et Electronique



Filière : Génie industriel

Mémoire présenté pour l'obtention du diplôme de Master en
Génie Industriel, En Spécialité Ingénierie de la Production

Projet de Fin d'Etudes

Intitulé :

**Proposition d'un système d'aide à la décision pour la
gestion des commandes clients**

Présenté par :

CHERGUI Oussama

Soutenu, le 07/07/2021, devant le jury composé de :

Mme. MENADJELIA Nardjes	MCB	Université de Tlemcen	Présidente
M. BELKHERROUBI Moustafa Kamal	MAA	Université de Tlemcen	Examinateur
Mlle ZEDDAM Besma	Doctorante	Université de Tlemcen	Examinatrice
M. BELKAID Fayçal	MCA	Université de Tlemcen	Encadrant
Mme SEKKAL Norelhouda	Docteur	Université de Tlemcen	Co-encadrant

Année Universitaire : 2020/2021

REMERCIEMENTS

Nous remercions nos encadrants M. BELKAID Fayçal et Mme SEKKAL Nor El Houda qui ont suivi nos travaux de près. Nous les remercions pour leurs soins, leurs précieux conseils, leur soutien, leur gentillesse et leur générosité.

Nous remercions sincèrement tous les enseignants, intervenants et tous ceux qui ont guidé notre réflexion par leurs propos, propos ou suggestions, accepté notre accueil, et répondu inlassablement à nos questions lors de la réalisation de notre projet.

Nous tenons également à exprimer notre gratitude à Mme MENADJELIA Nardjes pour l'honneur que nous a fait son acceptation en tant que présidente du jury.

Nous tenons également à exprimer notre gratitude à M. BELKHERROUBI Moustafa Kamal et Mme ZEDDAM Besma, qui trouvent l'expression ici notre profonde gratitude pour la relecture attentive de ce travail.

Ainsi, nous remercions le chef de département du génie électrique et électronique Mr BETOUAF Hichem, le responsable de la filière génie industriel Mr BENSMAIN Yassir à l'Université de Tlemcen, tout le staff administratif, pour leur dévouement au département et tous les enseignants du département pour leur soutien et pour toutes ces choses qu'ils nous ont apprises durant notre parcours universitaire.

DÉDICACE

Je dédie ce travail à :

Mes parents portent tout mon respect, mon amour, et ma gratitude. Merci pour tous les sacrifices que vous avez consentis pour m'épanouir et m'assurer de recevoir une éducation dans les meilleures conditions. A mes sœurs sans exception, à tous les amis qui ont été à mes côtés, et à tous ceux qui sont responsables de cette filière.

Sommaire

Introduction générale.....	1
CHAPITRE 01 METHODES DE PREVISION.....	2
1.1. Introduction.....	3
1.2. Prévision et planification de la demande	3
1.3. Objectifs de la prévision et de la planification de la demande	3
1.4. La prévision	3
1.4.1. Définition de la prévision	3
1.4.2. Domaines d'utilisation des prévisions	4
1.5. Niveaux de prévision	5
1.6. Caractéristiques des prévisions.....	6
1.6.1. Fréquemment fausses	6
1.6.2. Manquent d'exactitude.....	7
1.6.3. Les prévisions agrégées sont plus précises.....	7
1.6.4. Les prévisions à long terme ne sont pas très précises	7
1.6.5. Les prévisions ne peuvent pas remplacer les informations réelles.....	7
1.7. Applications de prévision	7
1.7.1. Prévisions des ventes.....	7
1.7.2. Prévision des besoins en matières premières et pièces détachées	7
1.7.3. Prévision des tendances économiques.....	8
1.7.4. Prévision des besoins en personnel	8
1.7.5. Prévision dans l'environnement éducatif.....	8
1.7.6. La prévision en milieu rural	8
1.7.7. Ministère du pétrole.....	9
1.7.8. Département de technologie	9
1.8. Conception du système de prévision	9
1.8.1. Champ prévisionnel.....	9
1.8.2. Choix de la méthode de prévision	10
1.8.3. Informatique des prévisions	10
1.9. Étapes du processus de prévision	10
1.9.1. Etape 01 : Définition du problème	10
1.9.2. Etape 02 : Recherche des données	10
1.9.3. Etape 03 : Analyse initiale.....	11
1.9.4. Etape 04 : Choix de la méthode de prévision	11
1.9.5. Etape 05 : Utilisation et évaluation du modèle.....	11
1.10. Les méthodes prévisionnelles	11
1.10.1. Les méthodes qualitatives	11

1.10.2.	Les méthodes quantitatives	12
1.11.	La qualité des prévisions.....	28
1.11.1.	Mesures des erreurs de prévision	28
1.11.2.	MAD : Mean Absolute Deviation (déviatiion absolue moyenne).....	28
1.11.3.	MSE : Mean Square Error (moyenne du carré des erreurs)	29
1.11.4.	MFE : Mean Forecast Error (erreur de prévision moyenne)	29
1.11.5.	MAPE : Mean Absolute Percentage Error (pourcentage d'erreur absolue moyen)..	29
1.12.	Etat d'art.....	30
1.12.1.	Les séries de Fourier.....	30
1.12.2.	Méthode de Holt-Winters.....	30
1.12.3.	Détection de la demande (Demand Sensing)	30
1.12.4.	Meilleure méthode pour anticiper les futures	30
1.13.	Synthèse	30
1.14.	Conclusion	31
CHAPITRE 02 PRESENTATION DE L'ENTREPRISE		32
2.1.	Introduction.....	33
2.2.	Présentation de l'entreprise.....	33
2.2.1.	Fiche technique de l'entreprise.....	33
2.2.2.	Historique	33
2.2.3.	Définition.....	34
2.2.4.	L'organisation de l'entreprise	34
2.3.	Traitement d'eau	36
2.3.1.	Filtration	36
2.3.2.	Désinfection.....	37
2.3.3.	Chloration	37
2.3.4.	Adoucissement	37
2.3.5.	Refroidissement.....	37
2.4.	Production de la limonade	37
2.4.1.	Réception de la matière première	37
2.4.2.	Formation de sirop.....	39
2.4.3.	Processus de préparation des boissons	40
2.4.4.	L'emballage utilisé pour le conditionnement de la boisson.....	47
2.5.	Historique des commandes des différents séries	47
2.6.	Conclusion	50
CHAPITRE 03 ETUDE PREVISIONNELLE		51
3.1.	Introduction.....	52
3.2.	Description de la problématique et les hypothèses.....	52
3.3.	Méthodes de résolution appliquée	52

3.3.1.	Méthode de point d'extrême "PE".....	53
3.3.2.	Méthode de Mayer "MAYER".....	55
3.3.3.	Méthode de moyenne mobile simple "MMS".....	58
3.3.4.	Méthode de moyenne mobile pondérée "MMP".....	60
3.3.5.	Méthode de moyenne mobile double "MMD".....	64
3.3.6.	Méthode de lissage exponentiel simple "LES".....	66
3.3.7.	Méthode de lissage exponentiel double "LED".....	69
3.3.8.	Méthode de lissage exponentiel triple "LET".....	72
3.3.9.	Méthode de régression simple "RS".....	74
3.3.10.	Méthode de décomposition "DC".....	77
3.4.	Comparaison entre les différentes méthodes.....	80
3.5.	Conclusion.....	85
	Conclusion générale.....	86
	Perspective.....	87
	Bibliographie.....	88

Listes des figures

Chapitre 01 : méthodes de prévision

Figure 1. 1: la relation entre la prévision de la demande et les systèmes de gestion des opérations et de production.....	5
Figure 1. 2: Les niveaux de prévision	6
Figure 1. 3: la droite d'ajustement	13
Figure 1. 4: la droite d'ajustement.....	14
Figure 1. 5: la droite d'ajustement des moindres carrés.....	20
Figure 1. 6: modèle multiplicatif	24
Figure 1. 7: modèle additif	25

Chapitre 02 : présentation de l'entreprise

Figure 2. 1: Organigramme de l'exquise.....	34
Figure 2. 2: Différentes étapes du processus de traitement d'eau	37
Figure 2. 3: cuve de fondoir	39
Figure 2. 4: machine de filtration	40
Figure 2. 5: Le schéma de fabrication du sirop	40
Figure 2. 6: schémas de Production des boissons gazeuses en PET	42
Figure 2. 7: schémas de Production des boissons gazeuses en RB100	44
Figure 2. 8:schémas de Production des boissons gazeuses en RB25	46

Chapitre 03 : Etude prévisionnel

Figure 3. 1: la commande et la prévision par PE pour le produit PET 1L	54
Figure 3. 2: la commande et la prévision par PE pour le produit PET 2L	54
Figure 3. 3: la commande et la prévision par PE pour le produit RB100	55
Figure 3. 4: la commande et la prévision par PE pour le produit RB25	55
Figure 3. 5: la commande et la prévision par PE pour le produit jus 25 CL	55
Figure 3. 6: la commande et la prévision par MAYER pour le produit gazeuses PET 1L	57
Figure 3. 7: la commande et la prévision par MAYER pour le produit gazeuses PET 2L	57
Figure 3. 8: la commande et la prévision par MAYER pour le produit gazeuses RB100	57
Figure 3. 9: la commande et la prévision par MAYER pour le produit gazeuses RB25	57
Figure 3. 10: la commande et la prévision par MAYER pour le produit jus 25 CL	58
Figure 3. 11: la commande et la prévision par MMS pour l'ordre 2	60
Figure 3. 12: la commande et la prévision par MMS pour l'ordre 3	60
Figure 3. 13: la commande et la prévision par MMS pour l'ordre 4	60
Figure 3. 14: la commande et la prévision par MMS pour l'ordre 5	60
Figure 3. 15: la commande et la prévision par MMP pour le produit jus 25 CL	63
Figure 3. 16: la commande et la prévision par MMP pour le produit gazeuses PET 1L	63
Figure 3. 17: la commande et la prévision par MMP pour le produit gazeuses PET 2L	63
Figure 3. 18: la commande et la prévision par MMP pour le produit gazeuses RB100.....	63
Figure 3. 19: la commande et la prévision par MMP pour le produit gazeuses RB25.....	63
Figure 3. 20: la commande et la prévision par MMD pour l'ordre 2.....	65
Figure 3. 21: la commande et la prévision par MMD pour l'ordre 3.....	65

Figure 3. 22: la commande et la prévision par MMD pour l'ordre 4.....	66
Figure 3. 23: la commande et la prévision par MMD pour l'ordre 5.....	66
Figure 3. 24: la commande et la prévision par LES pour le produit gazeuses PET 1L.....	68
Figure 3. 25: la commande et la prévision par LES pour le produit gazeuses PET 2L.....	68
Figure 3. 26: la commande et la prévision par LES pour le produit gazeuses RB100.....	68
Figure 3. 27: la commande et la prévision par LES pour le produit gazeuses RB25.....	68
Figure 3. 28: la commande et la prévision par LES pour le produit jus 25 CL.....	68
Figure 3. 29: la commande et la prévision par LED pour le produit gazeuses PET 1L.....	71
Figure 3. 30: la commande et la prévision par LED pour le produit gazeuses PET 2L.....	71
Figure 3. 31: la commande et la prévision par LED pour le produit gazeuses RB100.....	71
Figure 3. 32: la commande et la prévision par LED pour le produit gazeuses RB25.....	71
Figure 3. 33: la commande et la prévision par LED pour le produit jus 25 CL.....	71
Figure 3. 34: la commande et la prévision par LET pour le produit jus 25 CL.....	74
Figure 3. 35: la commande et la prévision par LET pour le produit gazeuses PET 1L.....	74
Figure 3. 36: la commande et la prévision par LET pour le produit gazeuses PET 2L.....	74
Figure 3. 37: la commande et la prévision par LET pour le produit gazeuses RB100.....	74
Figure 3. 38: la commande et la prévision par LET pour le produit gazeuses RB25.....	74
Figure 3. 39: la commande et la prévision par RS pour le produit gazeuses PET 1L.....	76
Figure 3. 40: la commande et la prévision par RS pour le produit gazeuses PET 2L.....	76
Figure 3. 41: la commande et la prévision par RS pour le produit gazeuses RB100.....	76
Figure 3. 42: la commande et la prévision par RS pour le produit gazeuses RB25.....	76
Figure 3. 43: la commande et la prévision par RS pour le produit jus 25 CL.....	77
Figure 3. 44: la commande et la prévision par DC pour le produit gazeuses PET 1L.....	79
Figure 3. 45: la commande et la prévision par DC pour le produit gazeuses PET 2L.....	79
Figure 3. 46: la commande et la prévision par DC pour le produit gazeuses RB100.....	79
Figure 3. 47: la commande et la prévision par DC pour le produit gazeuses RB25.....	79
Figure 3. 48: la commande et la prévision par DC pour le produit jus 25 Cl.....	79
Figure 3. 49: les erreurs de méthode de prévision.....	80
Figure 3. 50: les écarts pour le mois de janvier.....	83
Figure 3. 51: les écarts pour le mois de février.....	83
Figure 3. 52: les écarts pour le mois de mars.....	83
Figure 3. 53: les écarts pour le mois d'avril.....	83
Figure 3. 54: les écarts pour le mois de mai.....	83
Figure 3. 55: les écarts pour le mois de juin.....	83
Figure 3. 56: les écarts pour le mois de juillet.....	84
Figure 3. 57: les écarts pour le mois d'aout.....	84
Figure 3. 58: les écarts pour le mois de septembre.....	84
Figure 3. 59: les écarts pour le mois d'octobre.....	84
Figure 3. 60: les écarts pour le mois de novembre.....	84
Figure 3. 61: les écarts pour le mois de décembre.....	84

Listes des tableaux

Chapitre 02 : présentation de l'entreprise

Tableau 2. 1: fiche technique de l'entreprise	33
Tableau 2. 2: les commandes des boissons gazeuses PET 1L.....	48
Tableau 2. 3: les commandes des boissons gazeuses PET 2L.....	48
Tableau 2. 4 : les commandes boissons gazeuses RB100	49
Tableau 2. 5: les commandes boissons gazeuses RB 25	49
Tableau 2. 6: Les commandes jus en 25 CL.....	50

Chapitre 03 : Etude prévisionnel

Tableau 3. 1: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 1L (PE)	53
Tableau 3. 2: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 2L (PE)	53
Tableau 3. 3: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB100 (PE)	53
Tableau 3. 4: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB25 (PE)	53
Tableau 3. 5: la prévision des commandes jus en 25 CL (PE).....	54
Tableau 3. 6: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 1L (MAYER)	56
Tableau 3. 7: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 2L (MAYER)	56
Tableau 3. 8: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB100 (MAYER).....	56
Tableau 3. 9: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB25 (MAYER).....	56
Tableau 3. 10: la prévision des commandes jus en 25 CL (MAYER)	56
Tableau 3. 11: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 1L (MMS)	58
Tableau 3. 12: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 2L (MMS)	58
Tableau 3. 13: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB100 (MMS).....	59
Tableau 3. 14: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB25 (MMS).....	59
Tableau 3. 15: la prévision des commandes jus en 25 CL (MMS)	59
Tableau 3. 16: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 1L (MMP)	61
Tableau 3. 17: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 2L (MMP)	61
Tableau 3. 18: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB100 (MMP).....	61
Tableau 3. 19: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB25 (MMP).....	61
Tableau 3. 20: la prévision des commandes jus en 25 CL (MMP)	62
Tableau 3. 21: la grille des poids.....	62
Tableau 3. 22: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 1L (MMD).....	64
Tableau 3. 23: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 2L (MMD).....	64
Tableau 3. 24: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB100 (MMD).....	64
Tableau 3. 25: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB25 (MMD).....	64
Tableau 3. 26: la prévision des commandes jus en 25 CL (MMD).....	65
Tableau 3. 27: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 1L (LES).....	66
Tableau 3. 28: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 2L (LES).....	66
Tableau 3. 29 : la prévision des commandes de boissons gazeuses RB100 (LES).....	67
Tableau 3. 30 : la prévision des commandes de boissons gazeuses RB25 (LES).....	67
Tableau 3. 31: la prévision des commandes jus en 25 CL (LES)	67
Tableau 3. 32: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 1L (LED)	69
Tableau 3. 33: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 2L (LED)	69
Tableau 3. 34: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB100 (LED)	69
Tableau 3. 35: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB25 (LED)	69

Tableau 3. 36: la prévision des commandes jus en 25 CL (LED).....	70
Tableau 3. 37: la grille des paramètres.....	70
Tableau 3. 38: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 1L (LET)	72
Tableau 3. 39: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 2L (LET)	72
Tableau 3. 40: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB100 (LET).....	72
Tableau 3. 41: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB25 (LET).....	72
Tableau 3. 42: la prévision des commandes jus en 25 CL (LET)	73
Tableau 3. 43: Exemple sur les paramètres possibles	73
Tableau 3. 44: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 1L (RS).....	75
Tableau 3. 45: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 2L (RS).....	75
Tableau 3. 46: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB100 (RS)	75
Tableau 3. 47: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB25 (RS)	75
Tableau 3. 48: la prévision des commandes jus en 25 CL (RS).....	75
Tableau 3. 49: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 1L (DC)	77
Tableau 3. 50: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 2L (DC)	77
Tableau 3. 51: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB100 (DC)	78
Tableau 3. 52: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB25 (DC)	78
Tableau 3. 53: la prévision des commandes jus en 25 CL (DC)	78
Tableau 3. 54: les erreurs de méthode de prévision	80
Tableau 3. 55: les écarts pour le mois de janvier	81
Tableau 3. 56: les écarts pour le mois de février.....	81
Tableau 3. 57: les écarts pour le mois de mars.....	81
Tableau 3. 58: les écarts pour le mois d'avril.....	81
Tableau 3. 59: les écarts pour le mois de mai	81
Tableau 3. 60: les écarts pour le mois de juin	81
Tableau 3. 61: les écarts pour le mois de juillet	82
Tableau 3. 62: les écarts pour le mois d'aout	82
Tableau 3. 63: les écarts pour le mois de septembre	82
Tableau 3. 64: les écarts pour le mois d'octobre.....	82
Tableau 3. 65: les écarts pour le mois de novembre	82
Tableau 3. 66: les écarts pour le mois de décembre	82

Introduction générale

Une entreprise existe pour produire et fournir aux marchés des produits à temps et à un prix raisonnable. Les meilleurs managers font en sorte que l'entreprise atteigne cet objectif, en créant un bénéfice. Pour cela, les managers ont besoins de connaître préalablement la nature des évènements à venir pour pouvoir planifier leurs actions en conséquence, autrement dit ; élaborer un plan qui leur permet d'agir efficacement aux différentes perturbations internes ou externes. Toutefois, les managers planifient pour l'avenir en tenir compte des évènements futurs, cela implique qu'ils essaient de prévoir l'avenir aux mieux de leurs capacités, jugement et expériences.

Ces prévisions, quelques soit leurs degrés de précisions, sont impliquées dans pratiquement toutes les décisions de gestion de l'entreprise, à commencer par les décisions de l'approvisionnement de la matière première et le niveau de son stock qui dépendent de la quantité à produire prévue, en passant par les décisions relatives à la production, emplacement des installations, taille de la main d'œuvre, vente, modification des prix, et bien d'autres problèmes.

La prévision, définie comme une tentative de prédire l'avenir en utilisant méthodes qualitatives ou quantitatives, est l'élément de base de la planification, auquel dépend la souplesse ou la rigidité de la planification établie. C'est pourquoi le développement et l'amélioration des méthodes de prévisions intéressent de plus en plus de chercheurs et d'industriels.

Dans ce travail, nous allons viser de créer un système ou un tableau de bord d'aide à la décision et à la gestion des commandes clients, d'aider les entreprises industrielles souffrant de problèmes aléatoires de gestion des commandes, et d'augmenter leur productivité.

Ce mémoire est divisé en trois chapitres. Dans le premier chapitre, nous allons présenter les différentes techniques de prévision et leurs domaines d'application dans ces techniques et un état de l'art qui rassemble plusieurs études engagées dans des travaux de prévision. Dans le deuxième chapitre, nous allons présenter l'entreprise de laquelle le problème a été inspiré ou l'entreprise qui nous a fourni les données utilisées comme cas d'étude de l'exquise, les ligne de production et les données de commande de l'entreprise afin d'appliquer les techniques de prévision.

Dans le troisième chapitre, nous allons fait l'objectif d'appliquer les techniques de prévision sur les données de commandes collectées dans l'entreprise de "l'exquise" et analyser les résultats obtenus pour sélectionner les meilleures techniques qui minimisent l'écart ou bien la différence entre la demande réelle et la demande calculé par ces techniques puis à partir ces techniques nous allons proposer un système d'aide à la décision pour gérer les commandes de client.

Nous allons clôture ce mémoire par conclusion et quelque perspective.

CHAPITRE 01

METHODES DE

PREVISION

1.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous expliquerons la relation entre la prévision et la planification et l'objectif de faire la prévision et la planification, nous présenterons aussi les concepts de base de la prévision, qui combinent plusieurs techniques telles que la moyenne mobile, le lissage exponentiel et la régression. Nous présenterons également les caractéristiques de prévision qui caractérisent ces techniques et expliquerons les différents domaines d'application de la prévision, puis nous expliquerons les étapes nécessaires pour choisir la méthode de prévision la plus appropriée.

1.2. Prévision et planification de la demande

Toute entreprise chargée de produire des articles doit disposer au préalable d'un plan de production pour gérer les différentes tâches de production. Dans ce cas, la prévision et la planification de la demande sont prises en compte pour satisfaire les besoins de clients. Pour faire ces prévisions, les données qui existent dans les archives de l'entreprise sur les ventes déjà réalisées dans le passé sont prises en compte afin de l'exploiter dans la prévision. En ce moment, il est très important de faire une planification afin d'éviter les pertes de marchandises, les excédents de stocks ou les ruptures de stock.

Depuis que la prévision et la planification de la demande commencent à être mises en pratique au niveau de l'entreprise, les résultats que l'on peut constater sont favorables. En ayant ce type de stratégies, elles doivent être traitées par des personnes ayant de l'expérience dans le domaine de la logistique pour interpréter correctement les données. Aujourd'hui, avec les alternatives technologiques, il est possible d'avoir un programme installé sur l'ordinateur qui facilite le travail statistique de prévision de la demande. Ainsi, la production et les ventes que l'entreprise a prévues sont optimisées en peu de temps.

1.3. Objectifs de la prévision et de la planification de la demande

Lorsqu'il s'agit d'une petite entreprise, il n'y a généralement pas assez de planification pour pouvoir prendre de nouvelles décisions afin d'améliorer les performances de la production et des ventes. Dès que l'on s'aperçoit que quelque chose ne va pas, il vaut mieux faire une planification des prévisions et de la demande qui nous permettra de mettre en évidence les objectifs que nous voulons atteindre en analysant les activités qui ont été faites précédemment. L'une des choses qui peuvent être faites avec la prévision et la planification de la demande est d'étudier la marchandise et de mettre à disposition des offres qui motiveront le consommateur. D'autre part, les promotions peuvent aussi être un bon objectif pour réaliser une optimisation de la prévision et de la planification de la demande.

1.4. La prévision

1.4.1. Définition de la prévision

La prévision est une estimation d'événement futur obtenue en combinant et en diffusant systématiquement des données passées d'une manière prédéterminée. Ceci est juste une déclaration sur l'avenir. De toute évidence, nous devons faire la distinction entre les mauvaises prévisions et les bonnes prévisions. Pour être les prévisions utiles et très précieuses, les décisions de

planification à long terme doivent tenir compte de nombreux facteurs : conditions économiques générales, tendances du secteur, actions possibles des concurrents, atmosphère politique générale, etc.

1.4.2. Domaines d'utilisation des prévisions

Les prévisions peuvent être utilisées dans la planification de la production, dans le marketing, les finances et même dans les différentes directions.

Dans la planification de la production, les prévisions servent à prédéfinir :

- La disponibilité des ressources, surtout les ressources consommables, mais aussi d'autres ressources, comme les machines qui sont sujettes aux pannes ou les ressources humaines qui aussi peuvent être sujettes à plusieurs problèmes.
- La répartition du travail dans le temps sur les différentes ressources, qui sont prévues disponibles
- Les quantités à produire selon la capacité du système de production prévue
- Les niveaux des stocks à maintenir.

Dans le marketing, les prévisions servent à prédéfinir :

- La taille et la croissance d'un marché ou d'une catégorie de produits.
- Les actions et les réactions des principaux décideurs tels que les concurrents, les fournisseurs, les distributeurs, les gouvernements, leurs propres actions et celles de leurs partenaires (organisations avec lesquelles ils coopèrent) pour le développement d'une stratégie de marketing réussie.
- Les coûts et en utilisant les prévisions de ventes pour prévoir les bénéfices et autres résultats financiers.

Dans la finance, les prévisions servent à prédéfinir :

- Le coût initial du projet.
- Besoins de financement externe.
- Ventes mensuelles et annuelles pour les trois premières années.
- Les coûts (dépenses) associés à ces ventes.
- Quand l'entreprise atteindra-t-elle son seuil de rentabilité ?
- Fonds de roulement suffisant pour remplir les obligations financières quotidiennes.
- La structure financière de l'entreprise est-elle équilibrée ?

Dans les différentes directions, les prévisions permettent de planifier et mettre en œuvre des objectifs stratégiques tel que les investissements.

Figure 1.1 illustre la relation entre la prévision de la demande, les processus et les systèmes de gestion de la production.

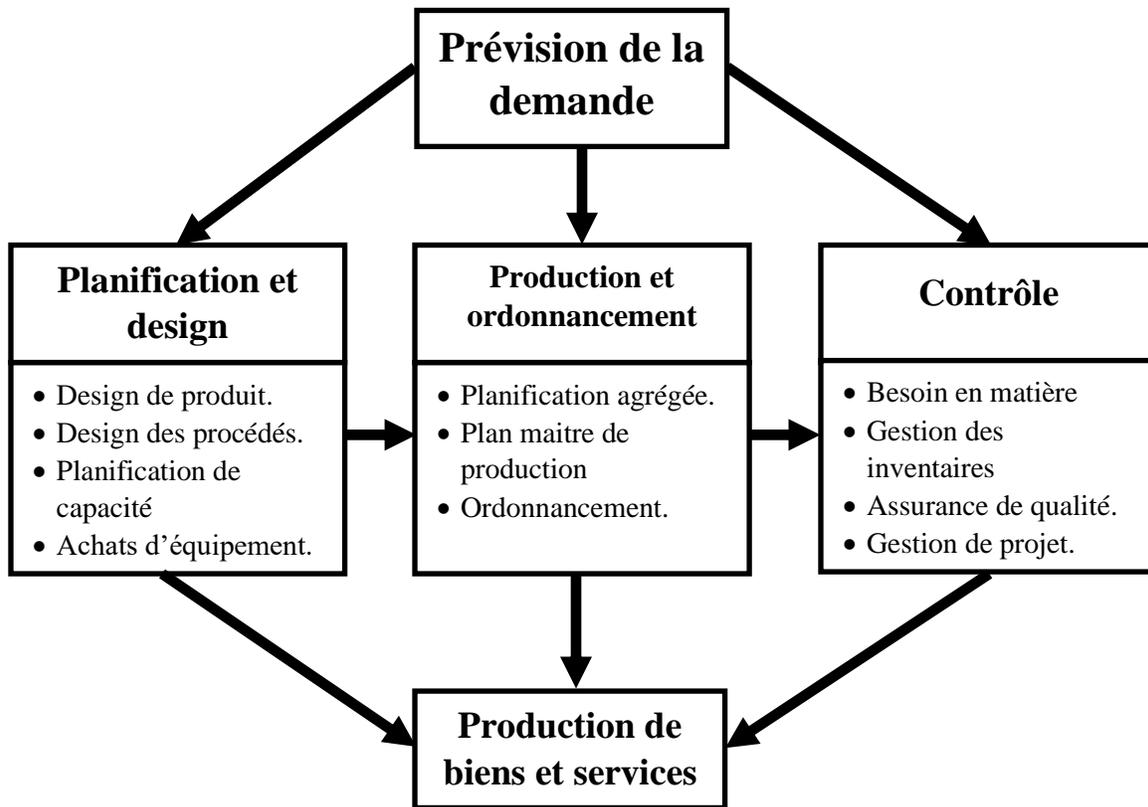


Figure 1. 1: la relation entre la prévision de la demande et les systèmes de gestion des opérations et de production (Philippe, 2003)

La prévision de la demande affecte le système de gestion des opérations (planification, planification, production et contrôle). Elle joue un rôle essentiel pour mieux organiser le temps d'exécution des tâches et gérer la ligne de production. Il est préférable de comprendre approximativement les demandes pour l'année prochaine à travers les techniques de prévision pour planifier la capacité de production, gérer les achats des équipements et identifier les besoins en matière dans les tâches de contrôle.

1.5. Niveaux de prévision

La détermination de la fourchette de prévision a été identifiée comme la dimension clé de la prévision. Le planificateur prédit le cours des événements qui peuvent survenir à des durées différentes. Comme le montre la figure (1.2), les prévisions numériques se produisent à quatre niveaux

- Le niveau le plus élevé est décrit comme une prévision stratégique (**strategic forecasting**). Le délai de ce niveau est d'au moins 1 an et est utilisé pour élaborer un plan de direction.
- La prévision tactique (**tactical forecasting**) est le niveau suivant, avec un intervalle de temps de 3 mois à 1 an ou plus, et est généralement appliquée aux activités de planification opérationnelle et de contrôle. Les prévisions tactiques sont généralement

exprimées en termes de valeur totale dérivée du chiffre d'affaires, de la production de la gamme de produits ou d'autres mesures.

- La prévision des opérations (**Operations forecasting**) comprend le troisième niveau de planification des prévisions. Ce niveau se compose de prévisions au niveau des éléments normalement décomposées par opposition aux prévisions familiales élaborées au niveau tactique. Les prévisions sont normalement préoccupées par la combinaison réelle d'éléments finaux comprenant des prévisions familiales de produits. Les prévisions à ce niveau s'étendent généralement d'au moins un an à l'avenir et apparaissent dans les délais hebdomadaires
- Enfin, la prévision à portée immédiate (**immediate-range forecasting**) est utilisée pour la performance quotidienne des activités en cours. Par exemple, les planifications de transport, la réception, le placement d'actions, l'atelier et l'ordonnancement de report, le remplissage des commandes et les créances et les créances de comptes.

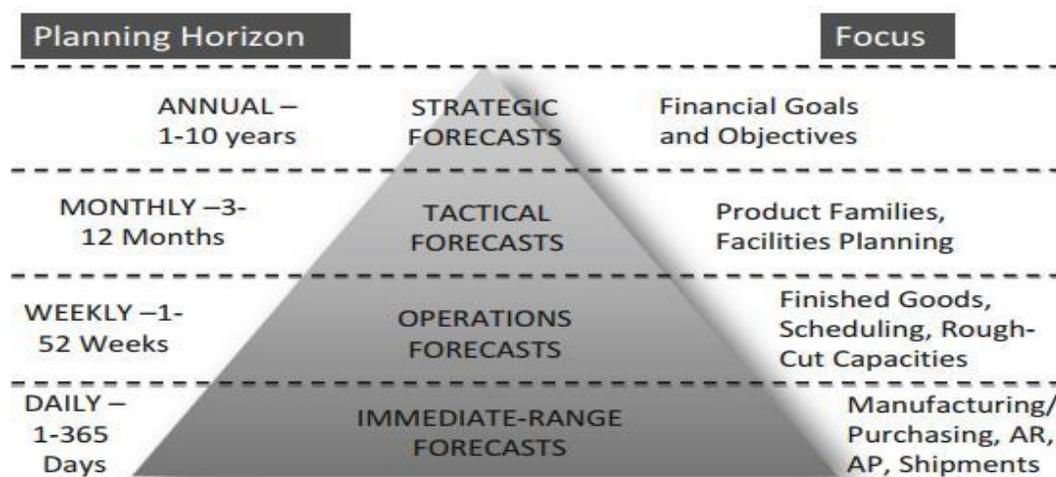


Figure 1. 2: Les niveaux de prévision (David , 2018)

1.6. Caractéristiques des prévisions

Une prévision peut avoir plusieurs caractéristiques. Ces caractéristiques doivent toujours être prises en compte lorsque l'on utilise les résultats des prévisions pour prendre des décisions de gestion. On peut voir ces caractéristiques dans le fait qu'elles soient fréquemment fausses, qu'elles aient des mesures d'erreur, parfois les prévisions agrégées sont plus précises, de plus, ces prévisions à long terme ne sont pas très précises et elles ne peuvent pas remplacer les informations réelles.

«

1.6.1. Fréquemment fausses

Une fois les prévisions établies, elles sont souvent utilisées comme s'il s'agissait d'informations réelles. Les besoins en ressources et les calendriers de production peuvent devoir

être modifiés si la prévision de la demande n'est pas exacte. Le système de planification doit être suffisamment robuste pour réagir à des erreurs de prévision imprévues.

1.6.2. Manquant d'exactitude

Comme les prévisions sont souvent erronées, une bonne prévision doit également inclure une mesure de l'erreur attendue dans la prévision. Il peut s'agir d'une fourchette ou d'une mesure d'erreur telle que la variance de la distribution des erreurs de prévision.

1.6.3. Les prévisions agrégées sont plus précises

En général, il convient de noter que l'erreur de prévision des ventes d'une gamme de produits est habituellement plus faible que l'erreur de prévision des ventes d'un seul article.

1.6.4. Les prévisions à long terme ne sont pas très précises

Cette caractéristique est assez intuitive, Il peut prédire les ventes de la semaine prochaine avec plus de précision que celles des 12 prochains mois.

1.6.5. Les prévisions ne peuvent pas remplacer les informations réelles

Une technique de prévision donnée peut fournir une bonne prévision dans la plupart des cas. Cependant, il peut y avoir des informations sur la demande future qui ne peuvent pas être prédites simplement en regardant les données historiques. Par exemple, l'entreprise peut prévoir une promotion spéciale susceptible d'augmenter les ventes d'une manière inhabituelle. Ces informations doivent être prises en compte manuellement dans les prévisions. » (Philippe, 2003)

1.7. Applications de prévision

Les prévisions sont vitales pour chaque organisation commerciale et pour chaque décision de gestion importante. Elles peuvent être utilisées dans plusieurs domaines de différents secteurs.

1.7.1. Prévisions des ventes

« Toute entreprise qui vend des produits doit prévoir la demande de ces produits. Les fabricants doivent savoir combien produire. Les grossistes et les détaillants doivent maintenant en savoir beaucoup pour stocker. Comprendre substantiellement la demande est susceptibles d'entraîner de nombreuses pertes de ventes, de clients mécontents et peut-être de permettre à la concurrence de prendre le dessus sur la place du marché. D'autre part, surestimer considérablement la demande est également très coûteux en raison (1) coûts d'inventaire, (2) réductions de prix forcées, (3) capacité de production ou de stockage inutile, et (4) opportunités perdues commercialiser des produits plus rentables. Les responsables marketing et production performants comprennent très bien l'importance d'obtenir de bonnes prévisions de ventes. Pour les directeurs de production, ces prévisions de ventes sont essentielles pour aider à déclencher la prévision de production qui en déclenche la prévision des matières premières nécessaires à la production. » (Ravi, 2014)

1.7.2. Prévision des besoins en matières premières et pièces détachées

« Bien que des prévisions de ventes efficaces soient essentielles pour pratiquement n'importe quelle entreprise, certaines organisations doivent s'appuyer sur d'autres types des prévisions

également. Un excellent exemple concerne les prévisions des besoins en matières premières et en pièces de rechange. De nombreuses entreprises doivent maintenir un inventaire de pièces de rechange pour leur permettre de réparer rapidement leur propre équipement ou leurs produits vendus ou loués à des clients. » (Ravi, 2014)

1.7.3. Prévision des tendances économiques

« À l'exception peut-être de la prévision des ventes, l'effort de prévision le plus important est consacré à la prévision les tendances économiques au niveau régional, national ou même international. » (Ravi, 2014)

1.7.4. Prévision des besoins en personnel

« Pour les pays économiquement développés, l'accent est déplacé de la fabrication vers les services. Les marchandises sont produites à l'extérieur du pays (où la main-d'œuvre est chapître) puis importé. Parallèlement, un nombre croissant de les entreprises se spécialisent dans la fourniture d'un service quelconque (p. ex. voyage, tourisme, divertissement, aide juridique, services de santé, financiers, éducatifs, conception, entretien, etc.). Pour une telle entreprise, la prévision des « ventes » devient prévue la demande de services, ce qui se traduit ensuite par la prévision des besoins en personnel pour fournir ces services. » (Ravi, 2014)

1.7.5. Prévision dans l'environnement éducatif

« Un bon institut d'enseignement planifie généralement ses activités et la concentration de ses domaines pour les années à venir en fonction des demandes prévue pour ses différentes activités. L'institut peut publier une prévision selon laquelle les besoins futurs de ses étudiants diplômés peuvent être plus dans un secteur particulier. Cela peut nécessiter une réorientation du programme et faculté, élaboration de matériels pédagogiques / cas appropriés, recrutement de nouveaux professeurs avec un secteur spécifique antécédents, expérience et compétences pédagogiques. Alternativement, la direction peut décider que l'avenir est plus sécurisé avec les zones d'opération conventionnelles et il peut continuer avec le programme original, etc. » (Ravi, 2014)

1.7.6. La prévision en milieu rural

« Le syndicat coopératif des producteurs de lait opère dans un certain district. Les produits qu'elle fabrique, la production capacité qu'elle crée, la main-d'œuvre qu'elle recrute et bien d'autres décisions sont étroitement liées aux prévisions du lait qu'il peut se procurer et les différents produits laitiers qu'il peut voir. Le lait étant un produit qui a un marché prêt, n'est pas difficile à vendre. Ainsi, la prévision de la demande de produits peut ne pas être une question très dominante pour l'organisation. Cependant, la prévision de l'approvisionnement en lait est une question cruciale car le lait cru est une denrée hautement périssable et la création d'une capacité de transformation adéquate est importante pour la laiterie. La prévision d'approvisionnement en lait constitue également un apport important au processus de planification de la production qui comprend la prise de décisions sur ce qu'il faut produire, combien et quand produire. » (Ravi, 2014)

1.7.7. Ministère du pétrole

« Les fonctionnaires de ce ministère crucial doivent prendre des décisions sur le montant d'achat à effectuer pour divers types de pétrole brut et de produits pétroliers provenant de différentes sources dans les pays exportateurs de pétrole pour les quelques prochaines années. Ils doivent également décider du montant à dépenser pour le développement des sources autochtones. Ces les décisions impliquent / ont besoin d'informations sur la demande future de différents types de produits pétroliers et changement des prix et de la disponibilité du pétrole brut et des produits pétroliers dans le pays et les pays exportateurs de pétrole nations. Cela nous ramène au domaine de la prévision. » (Ravi, 2014)

1.7.8. Département de technologie

« Les hauts fonctionnaires de ce département veulent prendre des décisions sur le type de technologie de l'information à recommander le gouvernement d'union pour la prochaine décennie. Mais ils ne sont pas très clairs sur les directions qui seront prises par ce domaine changeant rapidement d'année. Ils ont décidé de confier cette tâche au groupe système d'information d'un institut de gestion. Le chef d'équipe a décidé de prévoir l'évolution de la technologie dans ce domaine à l'aide d'une équipe d'experts en technologies de l'information dans tout le pays. Il s'agit là encore d'un problème de prévision bien que d'un type très différent. Ce domaine de la prévision est connu sous le nom de prévision technologique.

La prévision est la base de la planification à long terme de l'entreprise. Dans les domaines fonctionnels de la finance et de la comptabilité, les prévisions servent de base à la planification budgétaire et au contrôle des coûts. Le marketing s'appuie sur les prévisions des ventes pour planifier produits, rémunérer le personnel de vente et prendre d'autres décisions importantes. Utilisation par le personnel de production et d'exploitation des prévisions pour prendre des décisions périodiques concernant la sélection des processus, la planification de la capacité et l'aménagement des installations, ainsi que pour des décisions continues concernant la planification de la production, l'ordonnancement et l'inventaire. Comme nous l'avons observé dans les exemples susmentionnés, la prévision constitue un élément important dans de nombreuses entreprises et situations liées aux sciences sociales. » (Ravi, 2014)

1.8. Conception du système de prévision

« Avant d'utiliser des techniques de prévisions et d'analyser les problèmes, la direction doit répondre à trois questions.

- Quel sera le champ de prévision ?
- Quelle méthode de prévision sera utilisée ?
- Quel est le type de matériel et de logiciel à utiliser ? » (Chtibi, 2011)

1.8.1. Champ prévisionnel

« Bien qu'il soit nécessaire d'estimer la demande pour chaque produit ou service produit par l'entreprise, il est plus facile de prédire la demande pour le groupe de produits ou la gamme de produits, puis d'en déduire la demande pour chaque produit ou service de l'entreprise. (Ce

processus est appelé agrégation). De plus, le choix de la bonne unité de mesure (par exemple, les unités ou les heures machine) est tout aussi important que la meilleure méthode. » (Chtibi, 2011)

1.8.2. Choix de la méthode de prévision

« L'objectif du prévisionniste est d'utiliser une technologie adaptée aux caractéristiques de la demande et de développer des prévisions exploitables en fonction des informations dont il dispose. Pour prévoir la demande, deux types généraux de méthodes sont utilisés : les méthodes qualitatives et quantitatives, qui seront expliquées ultérieurement. » (Chtibi, 2011)

1.8.3. Informatique des prévisions

« Pour de nombreuses applications de prévision à court terme, les ordinateurs sont essentiels. L'analyste examine la série chronologique de chaque produit ou service pour tirer des conclusions utiles. Désormais, le logiciel simplifie la tâche de coordination des prévisions entre les différents des niveaux. » (Chtibi, 2011)

1.9. Étapes du processus de prévision

Dans tout processus de prévision impliquant des données quantitatives, cinq étapes de base peuvent être identifiées comme suivant (définition du problème, recherche des données, analyse initiale, choix de la méthode de prévision et utilisation et évaluation du modèle). «

1.9.1. Etape 01 : Définition du problème

Cette étape consiste à bien comprendre comment utiliser les prévisions, qui a besoin de prévisions et où se trouve cette fonctionnalité dans l'organisation. Il est souvent utile de passer du temps à discuter avec des personnes qui seront impliquées dans la collecte de données, la maintenance des bases de données et la planification à l'aide de prévisions.

La personne en charge de la prévision a beaucoup de travail à faire pour définir correctement le problème avant de faire des prévisions. Voici quelques exemples

- Quels produits sont stockés ?
- Qui utilise ces produits ?
- Combien de temps faut-il pour produire chaque article ?
- Quel niveau d'écart de demande l'entreprise peut-elle soutenir ?

1.9.2. Etape 02 : Recherche des données

Il existe toujours au moins deux types d'informations disponibles : les données statistiques et le jugement d'experts et du personnel clé. Les deux types d'informations doivent être collectées.

Il est nécessaire de collecter des données historiques sur les éléments d'intérêt. Les données historiques seront utilisées pour construire des modèles pour faire des prédictions.

Par exemple, dans le cas d'un inventaire de produits en papier, les données collectées peuvent inclure la demande mensuelle et la production de chaque article d'intérêt au cours des trois dernières années. Des informations supplémentaires peuvent être nécessaires, telles que la date et la durée de tout arrêt de production en raison d'une panne d'équipement ou de conflits syndicaux.

1.9.3. Etape 03 : Analyse initiale

Comment faire parler les données ? La première étape consiste à construire un graphique basé sur les données afin d'obtenir un aperçu visuel. Ensuite, vous pouvez calculer des statistiques descriptives simples (moyenne, écart type, minimum, maximum, centile, etc.).

S'il existe plusieurs séries de données historiques disponibles, il est utile de vérifier s'il existe une association entre les données. L'analyse peut également vérifier les données, la saisonnalité et les tendances périodiques, et identifier les points qui semblent atypiques (extrêmes) dans l'ensemble de données.

L'idée à ce stade est d'avoir une bonne compréhension des données à traiter. Par exemple, il peut être intéressant de demander à des experts d'essayer d'expliquer ces points extrêmes. Enfin, cette analyse initiale aidera à déterminer les catégories de modèles quantitatifs qui peuvent être pertinentes pour la prévision.

1.9.4. Etape 04 : Choix de la méthode de prévision

Cette étape implique la sélection et l'ajustement du modèle de prédiction potentiel identifié dans l'étape d'analyse initiale.

Dans ce chapitre, plusieurs modèles quantitatifs seront présentés. Chaque paramètre est basé sur des hypothèses et des données historiques sont généralement nécessaires pour ajuster les paramètres.

Pour les prévisions à long terme, un plus petit nombre de méthodes est généralement préférable, et il est nécessaire d'utiliser davantage de méthodes de jugement manuel, ce qui est logique.

1.9.5. Etape 05 : Utilisation et évaluation du modèle

Après avoir sélectionné le modèle et défini ses paramètres, il peut être utilisé pour faire des prédictions. De plus, ceux qui utilisent ces prédictions pourront évaluer les forces et les faiblesses des modèles utilisés.

Lorsque les données historiques sont ajustées et qu'un nouveau modèle a été sélectionné, le travail du prévisionniste n'est pas terminé. Ce n'est que lorsque les données de la période de prévision sont disponibles que les performances du modèle peuvent être correctement évaluées.

Vous pouvez ensuite évaluer l'erreur de prédiction et vous assurer que le modèle et les paramètres sélectionnés sont toujours adaptés à la situation actuelle. » (Philippe, 2003)

1.10. Les méthodes prévisionnelles

Il existe une multitude de techniques de prévision. « Elles varient de méthodes très simples et routinières jusqu'aux modèles mathématiques complexes et aux techniques entièrement basées sur le jugement d'experts » (Firth, 1977). « Par contre, malgré la diversité notable des techniques de prévision, elles peuvent être classées en deux (2) grandes catégories : les techniques qualitatives et les techniques quantitatives. » (Lehmann & Winer, 1997)

1.10.1. Les méthodes qualitatives

« Utilisées pour la prévision à moyen et long terme. Les techniques qualitatives font appel à une méthodologie non mathématique. » (ibitissam, 2013) Elles utilisent des données provenant

d'études de marché ou d'intentions d'achats à travers notamment l'interrogation du réseau de distribution. « Ces méthodes sont également utilisées pour l'estimation de résultats économique et financiers. » (Ericsson, 2001). Les méthodes qualitatives les plus connues sont.

- **Analogie historique** : tenter de prévoir l'évolution de la demande d'un produit en se fiant à l'évolution observée dans la passée pour d'autres produits semblables.
- **Prévisions visionnaires** : Le directeur des ventes est alors responsable de l'agrégation des données de ses vendeurs (bien positionnés pour voir les changements dans la demande) pour en arriver à une prévision globale.
- **Études de marchés** : enquêtes faites par le service commercial les plans d'échantillonnage doivent être bien conçus afin de garantir que les résultats sont statistiquement fiables et représentatifs de la clientèle cible.
- **Méthode Delphi** : « méthode de Delphi consiste à interroger plusieurs experts, indépendamment les uns des autres. Le coordinateur remet l'ensemble des réponses aux experts qui peuvent modifier ou compléter leurs prévisions. Après quelques allers-retours de ce type on parvient en général à un consensus ou à des divergences argumentées. » (ibtissam , 2013)

1.10.2. Les méthodes quantitatives

Ces types de méthodes de prévision reposent sur des modèles mathématiques (quantitatifs) et sont de nature objective. Ils s'appuient fortement sur les calculs mathématiques.

« Deux grandes familles de méthodes quantitatives existent : les méthodes de séries chronologiques (suites d'observations dans le temps prises à intervalles réguliers) qui permettent de prévoir la demande en fonction des données historiques, et les méthodes causales (prévisions associatives) qui permettent d'établir des relations de cause effet entre certaines variables de l'environnement et la demande. » (Thibault, 2013)

1.10.2.1. Les méthodes de série chronologiques

Dans de nombreuses situations de prévision, suffisamment de données historiques sur la consommation sont disponibles. Les données peuvent se rapporter aux ventes périodiques passées de produits, aux demandes de services comme le transport, l'électricité et les téléphones. Le prévisionniste dispose d'un grand nombre de méthodes, communément appelées méthodes de séries chronologiques, qui effectuent une analyse statistique des données passées pour élaborer des prévisions pour l'avenir. L'hypothèse sous-jacente ici est que les relations passées continueront de se maintenir à l'avenir. Les différentes méthodes diffèrent principalement par la manière dont les valeurs passées sont liées aux valeurs prévues.

Une série chronologique fait référence aux valeurs enregistrées dans le passé des variables considérées. Les valeurs des variables considérées dans une série chronologique sont mesurées à des intervalles de temps spécifiés. Ces intervalles peuvent être des minutes, des heures, des jours, des semaines, des mois, etc. Dans l'analyse d'une série chronologique, les trois facteurs temporels suivants sont importants.

Voici les trois composantes généralement reconnues pour les séries chronologiques.

- **Tendance**

« La tendance est le mouvement général vers le haut ou vers le bas du niveau moyen de la demande dans le temps. Un historique de données couvrant plusieurs années est souvent nécessaire afin de déterminer les tendances. Les tendances peuvent être linéaires ou non linéaires. » (Nacéra & Fatima, 2016)

- **Saisonnalité**

« La composante saisonnière est une fluctuation de la demande au-dessus et au-dessous de la tendance et qui se répète à intervalles réguliers. » (Nacéra & Fatima, 2016) La demande pour plusieurs produits ou services varie selon la température (chaude en été et froide en hiver) et se répète à chaque année.

- **Cycle**

Les cycles sont similaires aux composantes saisonnières, à l'exception que l'amplitude et la longueur des cycles (plus d'un an) peuvent varier dans le temps.

1.10.2.1.1. Méthode des points extrêmes

« La méthode des points extrêmes est une méthode d'ajustement linéaire d'équation $y = ax + b$ déterminée à partir des coordonnées des deux points extrêmes d'une série d'observations sur la période analysée. » (Hémici & Bounab, 2016)

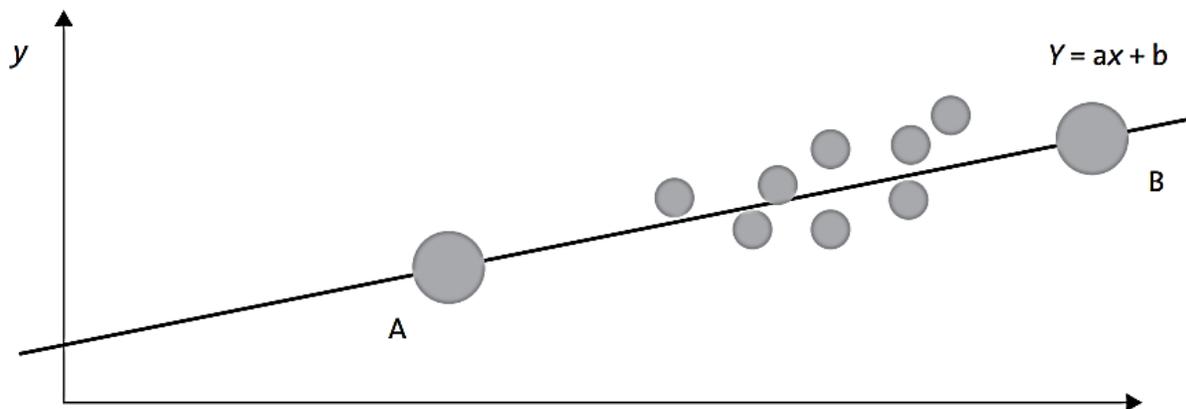


Figure 1. 3: la droite d'ajustement (Hémici & Bounab, 2016)

« Soit A et B les points situés à l'extrémité du nuage de points et la droite ajustée déterminée selon l'équation de la forme $y = ax + b$. Cela doit passer par ces deux points ». (Hémici & Bounab, 2016) nous avons montré la relation entre A et B dans la figure 1.3.

Définir deux coordonnées extrêmes : A (X_A, Y_A) et B (X_B, Y_B). Les étapes suivantes doivent être suivies.

- Construire un système de deux équations (1.1) et (1.2) selon les deux valeurs extrêmes des coordonnées A (X_A, Y_A) et B (X_B, Y_B):

$$Y_A = aX_A + b \tag{1.1}$$

$$Y_B = aX_B + b \tag{1.2}$$

- Trouver a et b à partir le système de deux équations Y_A et Y_B .
- Formuler l'équation de la ligne d'ajustement.
- Utiliser cette équation de tendance pour prédire la période future.

1.10.2.1.2. Méthode de Mayer (points moyens)

La méthode Mayer (également connue sous le nom de méthode du point moyen) est une technique statistique utilisée pour estimer les ventes futures d'une entreprise en tenant compte des ventes de l'entreprise au cours des dernières années.

Il convient aux ventes passées se déplaçant « à deux vitesses » (ou à deux séries statistiques) et comprend à ajuster les points à une droite affine.

Pour implémenter cette méthode, les étapes suivantes doivent être suivies.

- Diviser les points en deux groupes d'égale importance et calculer les points moyens $G_1 (\bar{x}_1; \bar{y}_1)$ et $G_2 (\bar{x}_2; \bar{y}_2)$ pour chacun des deux groupes.

$$\bar{x}_1 = \sum x_i / n \tag{1.3}$$

$$\bar{y}_1 = \sum y_i / n \tag{1.4}$$

$$\bar{x}_2 = \sum x_i / n \tag{1.5}$$

$$\bar{y}_2 = \sum Y_i / n \tag{1.6}$$

Les équations (1.3) et (1.4) pour le premier ensemble de données et les équations (1.5) et (1.6) pour le deuxième ensemble de données.

n est la quantité de données à prendre en compte lors du calcul de chaque point moyen

- Résoudre le système obtenu par soustraction ou l'addition les équations (1.7) et (1.8) pour déterminer « a » et « b »

$$\bar{y}_1 = a\bar{x}_1 + b \tag{1.7}$$

$$\bar{y}_2 = a\bar{x}_2 + b \tag{1.8}$$

- Une fois trouvé « a » et « b » On obtient alors l'équation (1.9)

$$Y_i = a X_i + b \tag{1.9}$$

On connecte les deux points calculés à partir de cela pour obtenir une droite ajustée comme montrer dans la figure (1.4).

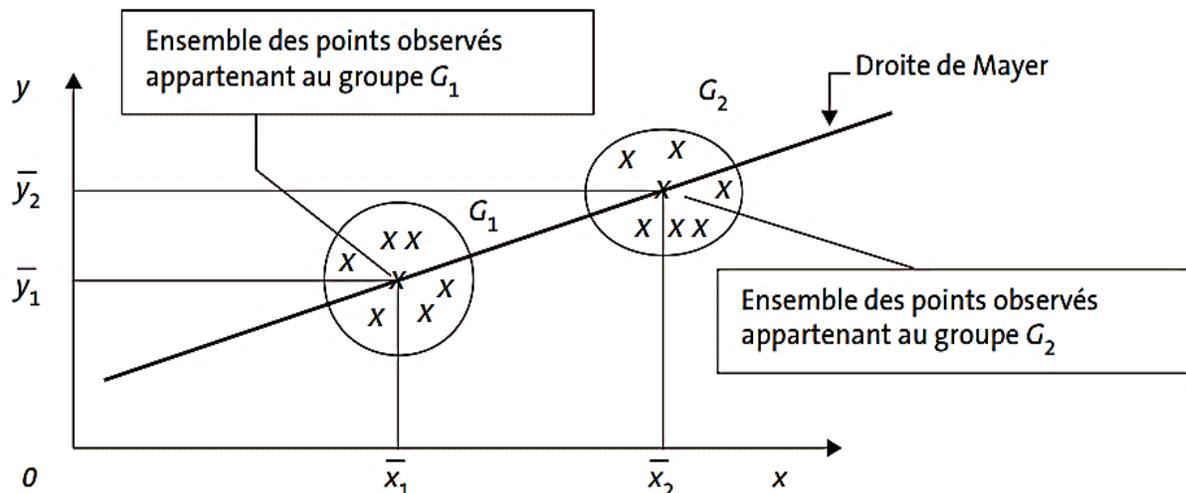


Figure 1. 4: la droite d'ajustement (Hémici & Bounab, 2016)

1.10.2.1.3. Méthode de moyenne mobile simple

« Lorsque la demande d'un produit n'augmente ni ne diminue rapidement, et si elle ne présente pas de caractéristiques saisonnières, une moyenne mobile peut être utile pour éliminer les fluctuations aléatoires pour les prévisions. Bien que les moyennes mobiles soient souvent centrées, il est plus pratique d'utiliser les données passées pour prévoir directement la période suivante. À titre d'exemple, une moyenne centrée sur cinq mois de janvier, février, mars, avril et mai donne une moyenne centrée sur mars. Cependant, les données des cinq mois doivent déjà exister. Si notre objectif est de faire des prévisions pour le mois de juin, nous devons projeter notre moyenne mobile - par certains moyens - de mars à juin. Si la moyenne n'est pas centrée mais se situe en avant, nous pouvons prévoir plus facilement, car nous risquons de perdre une certaine précision. Ainsi, si nous voulons prévoir le mois de juin avec une moyenne mobile de cinq mois, nous pouvons prendre la moyenne de janvier, février, mars, avril et mai. Lorsque juin passe, la prévision pour juillet serait la moyenne de février, mars, avril, mai et juin. » (Ravi, 2014)

« Bien qu'il soit important de choisir la meilleure période pour la moyenne mobile, il y a plusieurs effets contradictoires de différentes longueurs de période. Plus la période de la moyenne mobile est longue, plus les éléments aléatoires sont lissés (ce qui peut être souhaitable dans de nombreux cas). Mais s'il y a une tendance dans les données - à la hausse ou à la baisse - la moyenne mobile a la caractéristique négative d'être en retard sur la tendance. Par conséquent, bien qu'une période plus courte produit plus d'oscillation, il y a un suivi plus étroit de la tendance. À l'inverse, une période plus longue donne une réponse plus douce mais en retard sur la tendance. » (Ravi, 2014)

La formule pour une moyenne mobile simple c'est l'équation (1.10).

$$P_n = \frac{(D_{n-1} + D_{n-2} + \dots + D_{n-p})}{p} \quad (1.10)$$

P_n : Prévisions pour la période à venir.

p : Nombre de périodes à moyenner.

$D_{n-1}, D_{n-2}, D_{n-3}$: les occurrences réelles au cours de la période passée, il y a deux périodes, il y a trois périodes et ainsi de suite respectivement.

a. Caractéristiques des moyennes mobiles

- Les différentes moyennes mobiles produisent des prévisions différentes.
- Plus le nombre de périodes dans la moyenne mobile est élevé, plus l'effet de lissage est important.
- Si la tendance sous-jacente des données passées est considérée comme assez constante avec un caractère aléatoire important, alors un plus grand nombre de périodes devrait être choisi.
- Par ailleurs, si l'état sous-jacent des données est susceptible de changer, une plus grande réactivité est nécessaire, c'est pourquoi moins de périodes doivent être incluses dans la moyenne mobile.

b. Limites des moyennes mobiles

- Chacune des valeurs utilisées dans le calcul de la moyenne mobile a une pondération égale, alors qu'il est raisonnable de supposer que les données les plus récentes sont plus pertinentes pour les conditions actuelles.
- Une moyenne mobile sur n périodes nécessite le stockage de $n - 1$ valeurs auxquelles s'ajoute la dernière observation. Cela peut sembler peu limitatif lorsque seuls quelques éléments sont mais elle devient un facteur important lorsque, par exemple, une entreprise 25 000 articles en stock, dont chacun nécessite un calcul de moyenne mobile impliquant par exemple 6 mois de données d'utilisation à enregistrer.
- Le calcul de la moyenne mobile ne tient pas compte des données en dehors de la période de moyenne, de sorte que toutes les données disponibles ne sont pas pleinement utilisées.
- L'utilisation de la moyenne mobile non ajustée comme prévision peut entraîner des résultats trompeurs lorsqu'il existe une variation saisonnière sous-jacente.

c. Choix du nombre de périodes

« Le choix du nombre de périodes utilisé pour calculer la moyenne mobile simple dépend dans une large mesure de la variabilité attendue des données. Ceci peut être illustré par deux fonctions prédictives » (Philippe, 2003) .

• Stabilité

La moyenne sur plusieurs périodes peut éliminer les fluctuations aléatoires et fournir une prévision plus stable. La stabilité est un attribut qui ne prédit aucune fluctuation aléatoire. Lorsqu'il y a beaucoup de changements aléatoires dans les données, il est avantageux d'augmenter la stabilité. Plus le temps de calcul de la moyenne mobile est long, plus il est stable.

Une plus grande stabilité n'est nécessaire que pour lisser les fluctuations aléatoires. Si le nombre de cycles utilisé pour le calcul de la moyenne est trop grand, la valeur moyenne sera si stable qu'elle réagira trop lentement aux changements non aléatoires de la demande.

• Réactivité

« La réactivité est la capacité de prévoir rapidement pour s'adapter aux changements de la demande moyenne réelle. Lorsque la fluctuation aléatoire est faible, il est utile d'utiliser la prédiction réactive. Moins il y a de cycles utilisés pour calculer la moyenne mobile, meilleure est la réponse du modèle prédictif. » (Philippe, 2003)

1.10.2.1.4. Moyenne mobile pondérée

« La moyenne mobile simple donne un poids égal à chaque élément de la base de données de la moyenne mobile, une moyenne mobile pondérée permet de placer n'importe quel poids sur chaque élément, à condition, bien sûr, que la somme de tous les poids soit égale à 1. » (Ravi, 2014)

La formule de la moyenne mobile pondérée c'est l'équation (1.11).

$$P_n = W_1 D_{n-1} + W_2 D_{n-2} + W_3 D_{n-3} + \dots + W_n D_{n-p} \quad (1.11)$$

P_n : Prévisions pour la période à venir.

p : le nombre total de périodes dans la prévision.

D_i : l'occurrence réelle pour la période $n-p$.

W_i : le poids à donner à l'occurrence réelle pour la période $n-p$.

« Bien que de nombreuses périodes puissent être ignorées (c'est-à-dire que leurs poids sont nuls) et que le système de pondération puisse se faire dans n'importe quel ordre (par exemple, des données plus éloignées peuvent avoir des poids plus importants que des données plus récentes), la somme de tous les poids doit être égale à 1. » (Ravi, 2014)

$$\sum_{i=1}^n W_i = 1 \quad (1.12)$$

a. Le choix des poids

« L'expérience et les essais et erreurs sont les moyens les plus simples de choisir des poids. En règle générale, le passé le plus récent est l'indicateur le plus important de ce à quoi il faut s'attendre à l'avenir et, par conséquent, il devrait recevoir une pondération plus élevée. Le chiffre d'affaires ou la capacité de production du mois écoulé, par exemple, constitue une meilleure estimation pour le mois à venir que le chiffre d'affaires ou la capacité de production d'il y a plusieurs mois.

Toutefois, si les données sont saisonnières, par exemple, les pondérations doivent être établies en conséquence. Par exemple, les ventes de climatiseurs en mai de l'année dernière doivent être pondérées plus fortement que les ventes de climatiseurs en décembre.

La moyenne mobile pondérée présente un avantage certain par rapport à la moyenne mobile simple en permettant de faire varier les effets des données passées. Toutefois, elle est plus inconfortable et plus coûteuse à utiliser que la méthode de lissage exponentiel, que nous examinerons ensuite. » (Ravi, 2014)

1.10.2.1.5. La méthode de moyenne mobile double

La méthode des moyennes mobiles doubles calcule au départ un jeu de moyennes mobiles simples et calcule ensuite une seconde moyenne mobile basée sur les valeurs de la première moyenne mobile simple.

Cette méthode est la meilleure pour les données historiques avec une tendance mais sans saisonnalité. Elle permet d'obtenir une prévision en ligne droite et en pente.

Voici le modèle mathématique pour le calcul de la moyenne mobile double :

- Calcul de la moyenne mobile unique (S') à travers de l'équation (1.13).

$$S'_t = \frac{X_t + X_{t-1} + X_{t-2} + \dots + X_{t-N+1}}{N} \quad (1.13)$$

S_t : la prévision pour la période t

X_t : la valeur réelle de la période t,

N : le nombre de valeurs incluses dans la moyenne.

- Calculer la moyenne mobile double (S'') à travers de l'équation (1.14).

$$S_t'' = \frac{S_t + S_{t-1} + S_{t-2} + \dots + S_{t-N+1}}{N} \quad (1.14)$$

S_t : la prévision pour la période t.

N : le nombre de valeurs incluses dans la moyenne.

- Déterminer le montant de la valeur constante à travers de l'équation (1.15).

$$a_t = 2S_t' - S_t'' \quad (1.15)$$

- Déterminer le montant de la tendance à travers de l'équation (1.16).

$$b_t = \frac{2}{N-1} (S_t' - S_t'') \quad (1.16)$$

- Déterminer la valeur prévisionnelle à travers de l'équation (1.17).

$$S_{t+m} = a + b_t m \quad (1.17)$$

1.10.2.1.6. La méthode du lissage exponentiel simple

« Dans les méthodes de prévision (moyenne mobile simple et pondérée), le principal inconvénient est la nécessité de transporter en permanence une grande quantité de données historiques. (Ceci est également vrai pour les techniques d'analyse de régression, que nous couvrirons bientôt). A mesure que de nouvelles données sont ajoutées dans ces méthodes, l'observation la plus ancienne est supprimée, et la nouvelle prévision est calculée. Dans de nombreuses applications (peut-être dans la plupart), les occurrences les plus récentes sont plus indicatives de l'avenir que celles du passé plus lointain. Si cette prémisse est valable "que l'importance des données diminue à mesure que le passé s'éloigne" - alors le lissage exponentiel est peut-être le plus logique et le plus facile méthode à utiliser. » (Ravi, 2014)

La nouvelle prévision pour la prochaine période (période t) sera calculée comme l'équation (1.18).

Nouvelle prévision = Prévision de la dernière période + a (Demande réelle de la dernière période - Prévision de la dernière période).

$$P_n = P_{n-1} + a(D_{n-1} - P_{n-1}) \quad (1.18)$$

P_n : La prévision lissée de manière exponentielle pour la période t.

P_{n-1} : La prévision lissée de façon exponentielle pour la période précédente.

D_{n-1} : La demande réelle au cours de la période précédente.

a : Le taux de réponse souhaité, ou constante de lissage.

a. Caractéristiques du lissage exponentiel

- Un poids plus important est accordé aux données les plus récentes

- Toutes les données passées sont incorporées ; il n'y a pas de seuil comme pour les moyennes mobiles
- Il faut stocker moins de données qu'avec les moyennes mobiles à plus longue période.
- Comme les moyennes mobiles, il s'agit d'un système de prévision adaptative. C'est-à-dire qu'il s'adapte continuellement à mesure que de nouvelles données deviennent disponibles et il est donc fréquemment incorporé comme partie intégrante des systèmes de contrôle des stocks et de la production.
- Pour faire face à divers problèmes (tendance, facteurs saisonniers, etc.), le modèle de base doit être modifié.
- Quelle que soit la forme de lissage exponentiel adoptée, il est possible de modifier le modèle pour l'adapter à des conditions changeantes en modifiant simplement la valeur de α .
- La sélection de la constante de lissage α se fait par essai-erreur par le chercheur/analyste. Elle est réalisée en testant plusieurs valeurs de α (dans la fourchette de 0 à 1) et en sélectionnant celle qui donne une prévision avec le moins d'erreur (on peut prendre l'erreur standard). Il a été constaté que les valeurs comprises dans la fourchette 0,1 à 0,3 constituent un bon point de départ.

b. Détermination du paramètre α

La valeur de " α " est varié entre 0 et 1, elle est choisie pour obtenir de prévision plus proche à les données réelles, et pour choisir cette valeur on peut calculer la moyenne de l'erreur absolue pour chaque valeur de " α " et on choisit la valeur α qui donne la plus petite moyenne de l'erreur absolue.

Le paramètre de " α " influent sur la stabilité et la réactivité du modèle, si " α " est grand la prévision réagit rapidement aux changements et elle est moins stable, si " α " est petit la prévision est plus stable et la réactivité moins faible, pratiquement des valeurs de " α " entre 0.1 et 0.3 sont souvent utilisées.

1.10.2.1.7. Méthode de lissage double exponentiel

Le lissage double exponentiel de Holt, également connu sous le nom de lissage exponentiel linéaire de Holt, est un type de lissage double exponentiel largement utilisé par les gens. « Il existe plusieurs modèles utilisant le lissage exponentiel double pour les prévisions. Le modèle que nous présentons ici s'applique aux séries avec tendance linéaire. Il comporte deux constantes de lissage prenant chacune des valeurs entre 0 et 1 » (Philippe, 2003) .

- " α " est utilisé pour lisser les variations aléatoires dans la demande.
- " β " est utilisé pour lisser les variations dans l'estimé de la pente.

Les équations (1.19), (1.20) et (1.21) sont incorporées dans cette technique.

$$S_t = \alpha D_t + (1 - \alpha)(S_{t-1} + G_{t-1}) \quad (1.19)$$

$$G_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)G_{t-1} \quad (1.20)$$

$$P_{t+m} = S_t + (m * G_t) \tag{1.21}$$

S_t : se réfère à la valeur de processus constante lissée pour la période t.

D_t : se réfère à la valeur réelle dans le temps t.

G_t : se réfère à la valeur tendancielle lissée pour la période t.

P_{t+m} : se réfère à la valeur prévue pour la période t+m où $m > 0$.

a : fait référence à la constante de lissage du processus, $0 \leq a \leq 1$.

β : fait référence à la constante de lissage de la tendance, $0 \leq \beta \leq 1$.

a. Détermination de S_0 et G_0

Nous pouvons poser de manière très simple

$$S_0 = D_0 \text{ (première observation)}$$

$$G_0 = D_1 - D_0 \text{ ou } (D_3 - D_0) / 3$$

« Une autre option consiste à utiliser la régression linéaire pour les premiers Série d'observations. » (Philippe, 2003)

b. Détermination de "a" et "β "

« La combinaison a et b choisie doit permettre au modèle d'avoir une bonne réactivité tout en conservant sa stabilité. Les valeurs de "a" et "b" (Moyenne du carré des erreurs) qui minimisent le MSE peuvent être déterminées. Pour ce faire, il faut définir une grille de valeurs a et b possibles (par exemple, chaque combinaison de $a = 0,1, 0,2, 0,3, \dots, 0,9$ et $b = 0,1, 0,2, 0,3, \dots, 0,9$), calculer la MSE pour chaque combinaison et sélectionner la combinaison de "a" et "b" avec la plus petite MSE. » (Philippe, 2003)

1.10.2.1.8. Méthode des moindres carrés

« La méthode des moindres carrés est utilisée pour déterminer la valeur des paramètres de l'équation de régression $y = ax + b$. Cette méthode utilise toutes les données observées et détermine les valeurs de "a" et "b". » (Philippe, 2003)

« Graphiquement, la droite d'ajustement des moindres carrés cherche à minimiser la somme des carrés des distances entre la valeur observée et la valeur ajustée : $\sum (y_i - ax_i - b_i)^2$ C'est-à-dire $\sum (M_i M'_i)^2$. » (Hémici & Bounab, 2016)

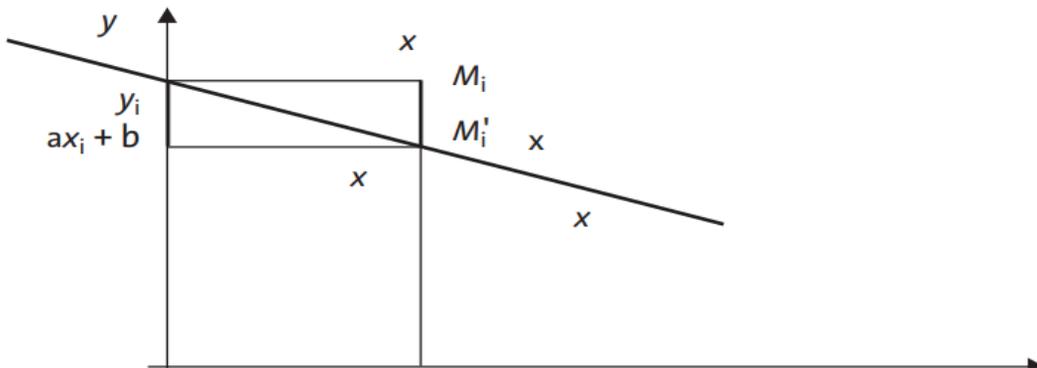


Figure 1. 5: la droite d'ajustement des moindres carrés (Hémici & Bounab, 2016)

« Le problème est de déterminer les paramètres a et b de la droite d'ajustement sous forme de $y = ax + b$ comme montrer dans la figure 1.5. » (Hémici & Bounab, 2016)

Le coefficient directeur de la ligne des moindres carrés "a" est obtenu par les équations (1.22), (1.23), (1.24), (1.25), (1.26), (1.27), (1.28), (1.29) et (1.30).

- Première formule :

$$a = \frac{\sum_{i=1}^{i=n} x_i y_i - n \bar{X} \bar{Y}}{\sum_{i=1}^{i=n} x_i^2 - n \bar{X}^2} \quad (1.22)$$

- Deuxième formule :

$$a = \frac{\text{cov}(x, y)}{V(x)} \quad (1.23)$$

Avec

$$\text{COV}(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^{i=n} (x_i - \bar{X})(y_i - \bar{y})}{n} \quad (1.24)$$

$$V(x) = \sum_{i=1}^{i=n} x_i^2 - n \bar{X}^2 \quad (1.25)$$

- Troisième formule :

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^{i=n} X_i}{n} \quad (1.26)$$

$$\bar{Y} = \frac{\sum_{i=1}^{i=n} Y_i}{n} \quad (1.27)$$

$$a = \frac{\sum_{i=1}^{i=n} X_i Y_i}{\sum_{i=1}^{i=n} X_i^2} \quad (1.28)$$

$$X_i = x_i - \bar{x} \quad (1.29)$$

$$Y_i = y_i - \bar{y} \quad (1.30)$$

« Connaissant la valeur du coefficient de direction a et sachant que la droite de consigne passe par les points x et y, on peut déterminer la valeur du paramètre b pour que $b = \bar{y} - a\bar{X}$. » (Hémici & Bounab, 2016)

La méthode des moindres carrés est considérée comme la plus fiable car elle minimise la somme des carrés de la distance entre la valeur observée et la valeur ajustée.

1.10.2.1.9. Lissage exponentiel triple (Holt-Winters)

« Winters utilise la méthode de Holt pour définir un modèle qui prend en compte les facteurs saisonniers. Par conséquent, l'application de cette méthode est très similaire à la méthode de Holt. » (Philippe, 2003)

« L'avantage du modèle Winters est qu'il est facile à mettre à jour à mesure que de nouvelles données deviennent disponibles. » (Philippe, 2003)

« Cette méthode utilise trois équations de lissage : une pour le niveau de la demande, une pour la tendance et une pour la saisonnalité » (Philippe, 2003).

- L'équation (1.31) c'est la formule pour calculer le lissage exponentiel Holt-Winters.

$$S_t = \alpha(D_t/C_{t-L}) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + G_{t-1}) \quad (1.31)$$

Avec

S_t : Lissage exponentiel à l'année t.

S_{t-1} : Lissage exponentiel à l'année t-1.

G_{t-1} : Tendence de lissage des éléments à l'année t-1.

D_t : observation des données.

α : Paramètre de lissage exponentiel des données ($0 < \alpha < 1$).

C_{t-N} : le facteur saisonnier.

N : Longueur saisonnière ($L = 3, L = 4, L = 6$ ou $L = 12$).

- L'équation (1.32) c'est la formule utilisée pour calculer la tendance.

$$G_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)G_{t-1} \quad (1.32)$$

Avec :

S_t : Lissage exponentiel à l'année t.

S_{t-1} : Lissage exponentiel à l'année t-1.

G_t : Tendence du lissage des éléments à l'année t.

G_{t-1} : Tendence du lissage élémentaire de l'année t-1.

β : Paramètre de lissage exponentiel pour la tendance ($0 < \beta < 1$).

- L'équation (1.33) c'est la formule utilisée pour calculer le lissage saisonnier dans un modèle additif.

$$C_t = \gamma(D_t/S_t) + (1 - \gamma)C_{t-N} \quad (1.33)$$

Avec :

S_t : Lissage exponentiel à l'année t.

D_t : observation des données.

γ : Paramètre de lissage exponentiel pour la saisonnalité ($0 < \gamma < 1$).

C_t : Lissage des facteurs saisonniers.

- Pour la valeur prévisionnelle du lissage exponentiel Holt-Winters dans le modèle additif, l'équation (1.34) est utilisée.

$$P_{t+m} = (S_t + mG_t)C_{t+m-N} \quad (1.34)$$

Avec :

S_t : Lissage exponentiel à l'année t.

G_t : Tendence du lissage élémentaire à l'année t.

P_{t+m} : Résultats de la prévision - (t + m).

P_t : La valeur que l'on veut prévoir.

C_t : Lissage du facteur saisonnier.

m : La période à prévoir.

a. Initialisation

« L'utilisation des formules de Winters nécessite que l'on définisse G_0 , S_0 et des facteurs saisonniers. » (Philippe, 2003)

« Le coefficient saisonnier de la première année est estimé en divisant les observations en t (x_t) par la moyenne \bar{x} des premières observations (la moyenne de la première année) comme montrer dans l'équation (1.35) » (Régis, 2001) :

$$C_t = \frac{x_t}{\bar{x}} \text{ pour } t = 1 \quad (1.35)$$

Pour initialiser le lissage exponentiel S_t , on met la valeur de lissage exponentiel S_t égale à la moyenne des premières observations \bar{x} , et la valeur de tendance G_t égale à 0 comme montrer dans les équations (1.36) et (1.37).

$$S_0 = \bar{x} \quad (1.36)$$

$$G_0 = 0 \quad (1.37)$$

b. Constantes de lissage

« Une considération importante est le choix des constantes de lissage " α ", " β " et " γ ". Le pari est le même que le pari pour un lissage exponentiel simple et double exponentiel (modèle Holt). L'utilisation d'une valeur plus grande comme constante de lissage donnera un modèle très rapide mais instable.

Une méthode de déterminer " α ", " β " et " γ " consiste à essayer différentes combinaisons de valeurs, puis à choisir celle qui correspond le mieux aux données historiques. Étant donné que de nombreuses combinaisons sont possibles, cette méthode est lourde. De plus, rien ne garantit que les meilleures valeurs de " α ", " β " et " γ " des données historiques seront également les meilleures valeurs des données futures.

Une manière prudente d'assurer des prévisions stables consiste à choisir une constante de lissage entre 0,1 et 0,2. » (Philippe, 2003)

1.10.2.1.10. Méthode de décomposition

« Nous avons vu précédemment que les observations faites au fil du temps (c'est-à-dire des séries chronologiques) contiennent généralement les quatre caractéristiques suivantes » : (Queruel, 2007)

- Tendance à long terme (indiquée par T)
- Changement saisonnier (indiqué par S)
- Changement périodique (noté C)
- Changement aléatoire ou résiduel (représenté par R)

« Jusqu'à présent, les méthodes discutées n'ont pas tenté de séparer les facteurs individuels, à savoir les saisons, les tendances, les périodicités et les changements aléatoires dans la série chronologique. Mais dans de nombreux cas, une telle décomposition de séries chronologiques est possible et nécessaire. La méthode de décomposition repose essentiellement sur le principe que la série chronologique est composée des quatre facteurs mentionnés ci-dessus. » (Ravi, 2014)

La méthode de décomposition suppose que la valeur de la série chronologique au temps t est fonction de différentes composantes comme montrer dans l'équation (1.38).

$$D_t = f(T_t, S_t, C_t, R_t) \tag{1.38}$$

Avec

- T_t** : valeur de la tendance à la période t.
- S_t** : composante saisonnière à la période t.
- C_t** : composante cyclique à la période t.
- R_t** : variation aléatoire à la période t.

« Afin de faire des prévisions raisonnables et précises, il est généralement nécessaire de séparer les caractéristiques susmentionnées (c'est-à-dire T, S, C et R) des données d'origine. C'est ce qu'on appelle la décomposition des séries chronologiques ou généralement simplement l'analyse des séries chronologiques. Les éléments séparés sont ensuite combinés pour produire une prévision. » (Ravi, 2014)

La forme fonctionnelle de la série utilisée peut être additive ou multiplicative.

- La forme de multiplication est représentée par l'équation (1.39) et la figure 1.6 (la forme la plus couramment utilisée).

$$D_t = T_t * S_t * C_t * R_t \tag{1.39}$$

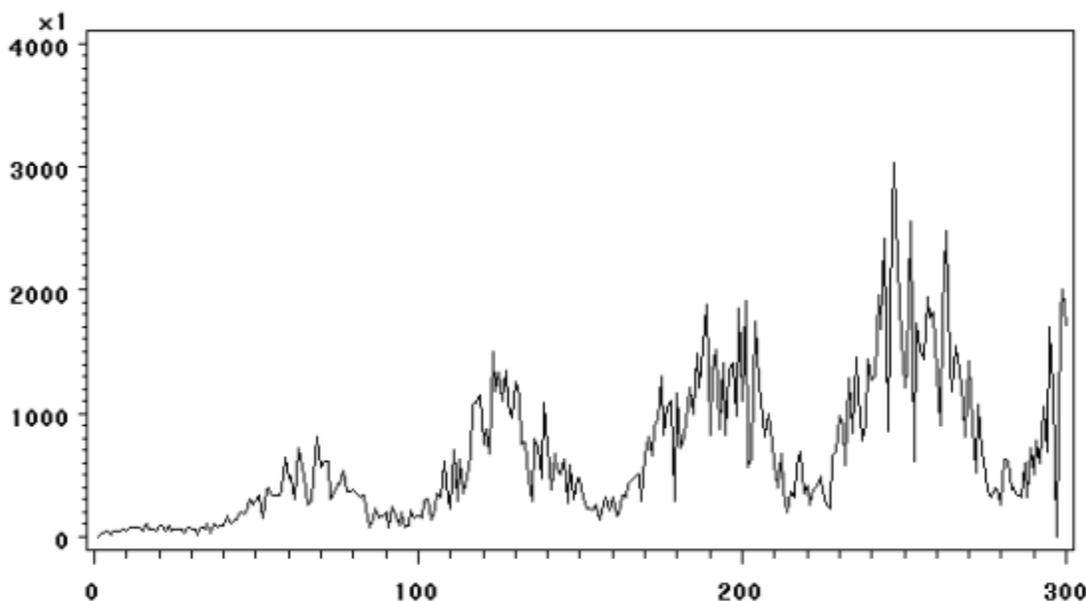


Figure 1. 6: modèle multiplicatif (Frédéric)

Les composants sont ici exprimés en pourcentages ou en proportions

- Le modèle additif prend la forme comme l'équation (1.40) et il est représenté dans la figure 1.7.

$$D_t = T_t + S_t + C_t + R_t \tag{1.40}$$

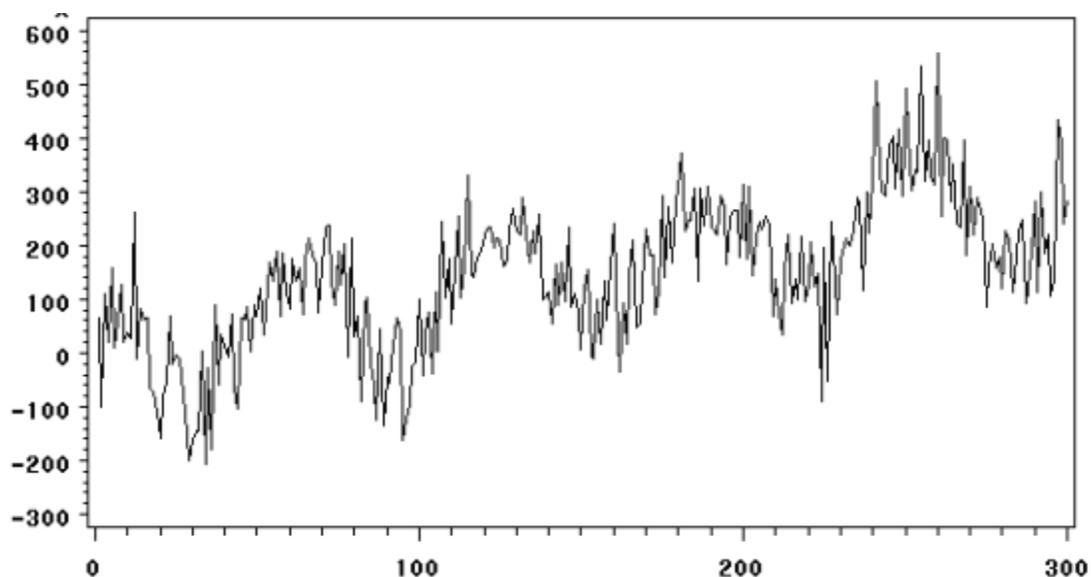


Figure 1. 7: modèle additif (Frédéric)

Les composants ici sont exprimés en valeurs absolues.

« Les modèles multiplicatifs sont généralement utilisés dans la pratique et sont plus appropriés si les caractéristiques interagissent, par exemple lorsqu'une valeur de tendance plus élevée augmente la variation saisonnière. Si les facteurs constitutifs sont indépendants, par exemple, lorsque l'ampleur du changement saisonnier n'est pas affectée par la valeur de la tendance, le modèle additif est plus approprié. » (Ravi, 2014)

Parmi ces quatre éléments, les plus importants sont les deux premiers éléments : la tendance et le changement saisonniers.

1.10.2.1.11. La régression simple

Lorsque nous voulons savoir que la valeur d'une variable peut être prédite en connaissant la valeur d'une autre variable, nous nous intéressons à la régression.

Une régression linéaire simple est utilisée pour évaluer s'il existe une relation fonctionnelle linéaire entre la variable explicative quantitative X et la variable explicative quantitative Y .

Le but de la régression simple est d'utiliser la variable X pour expliquer la variable Y . La variable Y est appelée la variable dépendante, ou la variable à expliquer, et la variable X_j ($j = 1, \dots, q$) est appelée la variable indépendante, ou variable explicative.

Un modèle de régression linéaire simple a la forme de l'équation (1.41).

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon \quad (1.41)$$

Avec

Y : est la variable dépendante (une v.a.).

β_0 et β_1 : sont les coefficients (ordonnée à l'origine et pente).

X : est la variable indépendante (variable explicative).

ε : est une erreur aléatoire.

L'espérance de Y pour chaque X est le point sur la droite d'équation $E(Y|X) = \beta_0 + \beta_1 X$, Pour chaque valeur de X , $E(\varepsilon) = 0$ et $V(\varepsilon) = \sigma^2$, $\varepsilon \sim N(0; \sigma^2)$. (S, 2017)

a. Estimation des paramètres

L'estimation par la méthode des moindres carrés ordinaires peut déterminer la droite la plus appropriée pour la valeur observée. Cette droite est appelée la droite de régression de Y en fonction de X, ou la droite des moindres carrés de y en fonction de x.

La droite de régression estimée est $\hat{Y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X$. Les variables aléatoires $\hat{\beta}_0$ et $\hat{\beta}_1$ sont des estimateurs de l'ordonnée à l'origine β_0 et de la pente β_1 .

Pour calculer les variables aléatoires $\hat{\beta}_0$ et $\hat{\beta}_1$ il faut utiliser les équation (1.42), (1.43), (1.44), (1.45), (1.46), (1.47).

$$\hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{X} \tag{1.42}$$

$$\hat{\beta}_1 = \frac{COV(X, Y)}{V(X)} \tag{1.43}$$

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \tag{1.44}$$

$$\bar{Y} = \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} \tag{1.45}$$

$$COV(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})(y_i - \bar{Y})}{n} \tag{1.46}$$

$$V(X) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2}{n} \tag{1.47}$$

\hat{Y} est la prévision de la demande pour la période X. Cette équation peut être utilisée pour prévoir la demande pour n'importe quelle période après la période requise.

b. Le coefficient de détermination (test d'efficacité des ajustements)

Le rapport est une mesure de la capacité de la variable explicative à changer la variable endogène, c'est-à-dire une mesure du pouvoir explicatif de X sur Y. Ce coefficient est un indicateur de qualité de l'ajustement réalisé, Plus le modèle est important, meilleur est le modèle.

L'objectif de calculer ce coefficient c'est pour évaluer le degré d'association entre les deux variables et juger la qualité de l'ajustement par la droite de régression, on peut calculer le coefficient comme l'équation (1.48).

$$R^2 = \frac{\sum(\hat{y}_i - \bar{Y})^2}{\sum(y_i - \bar{Y})^2} \tag{1.48}$$

1.10.2.1.12. La régression multiple

« La technique de la régression multiple cherche à établir une relation entre les variables explicatives (ou indépendantes) et la variable expliquée (ou dépendante) » (Wheelwright & Makridakis, 1983) . La prévision dépend non seulement du comportement passé de la variable d'intérêt (demande), mais aussi du comportement d'autres variables qui ont un impact significatif sur celle-ci. Ainsi, la régression multiple permet d'analyser l'impact de certaines variables et de comprendre lesquelles de ces variables ont le plus d'impact sur les paramètres étudiés (dans ce cas, en termes de demande). Dans le même ordre d'idées, Lehmann et Winer (1997) soutiennent que la manipulation des variables nous permet de créer des mises en situation et d'en observer les résultats.

Pour opérer un modèle de régression, il faut d'abord déterminer les variables explicatives, puis identifier la forme fonctionnelle de la relation entre les variables. « L'étape de la construction du modèle est la clé du succès de la prévision en gestion ; son importance ne peut pas être trop accentuée. En général, un modèle de régression a la forme de l'équation (1.49) » (Wooldridge, 2006).

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1j} + \beta_2 x_{2j} + \dots + \beta_p x_{pj} + \varepsilon \tag{1.49}$$

Avec

X : variables indépendantes (IV).

Y : est la variable dépendante.

j : représente le numéro de l'observation (ligne).

β : sont les coefficients de régression inconnus.

a. Estimation les paramètres β

Leurs estimations sont représentées par des $\hat{\beta}$. Chaque β représente le paramètre inconnu original (de la population), tandis que $\hat{\beta}$ est une estimation de ce β . ε est l'erreur (résidu) de l'observation j.

On utilise la forme matricielle selon l'équation (1.50).

$$Y = X\beta + \varepsilon. \tag{1.50}$$

Avec

$$Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_{n-1} \\ y_n \end{pmatrix}, \tag{1.51}$$

$$X = \begin{pmatrix} 1 & x_{1,1} & x_{2,1} \\ 1 & x_{1,2} & x_{2,2} \\ 1 & \dots & \dots \\ 1 & x_{1,n-1} & x_{2,n-1} \\ 1 & x_{1,n} & x_{2,n} \end{pmatrix} \tag{1.52}$$

$$\beta = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \end{pmatrix} \tag{1.53}$$

$$\varepsilon = \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \dots \\ \varepsilon_{n-1} \\ \varepsilon_n \end{pmatrix} \tag{1.54}$$

Par conséquent, le vecteur de l'estimateur $\hat{\beta}$ défini par l'équation (1.55) est calculé.

$$\hat{\beta} = (X' * X)^{-1}(X'Y) \tag{1.55}$$

Avec

X' : Représente la matrice transposée X.

X-1 : Représente la matrice inverse.

1.10.2.2. Les méthodes causales

Lorsque nous avons des archives historiques et que nous déterminons la corrélation entre les facteurs à prédire et d'autres facteurs (externes ou internes), des méthodes causales sont utilisées.

« Les méthodes causales fournissent les outils prévisionnels les plus perfectionnés, prédisent avec précision les changements d'orientation de la demande et permettent de préparer des prévisions à long terme. » (Chtibi, 2011)

« Dans les méthodes causales, la demande Y peut être représentée par des fonctions de plusieurs variables explicatives : $Y = f(x_1, \dots, x_m)$; où x_1, \dots, x_m sont des variables explicatives et ε est un terme d'erreur. » (ibtissam, 2013)

« Une fois connue la forme de la fonction f , on peut utiliser les valeurs des autres variables données pour prédire la valeur de la demande. Les méthodes les plus courantes exprimées précédemment sont » (ibtissam, 2013).

- La régression simple.
- La régression multiple.

1.11. La qualité des prévisions

1.11.1. Mesures des erreurs de prévision

« Il est rare que l'on réussisse à prédire exactement la demande. L'erreur de prévision est la différence entre la demande prévue et la demande réelle. On peut s'attendre à ce qu'un modèle de prévision génère des erreurs, mais un modèle sans biais fera une surestimation de la demande aussi souvent que des sous estimations. » (Philippe, 2003)

Le calcul de l'erreur moyenne par le modèle prévisionnel nous fournit une mesure de la précision que le modèle suit au patron des données historiques. Les pages suivantes fournissent quatre mesures de la qualité des prédictions.

- MAD (Mean Absolute Deviation) – déviation absolue moyenne
- MSE (Mean Square Error) – Moyenne du carré des erreurs
- MFE (Mean Forecast Error) – Erreur de prévision moyenne
- MAPE (Mean Absolute Percentage Error) – Pourcentage d'erreur absolue moyen

La formule générale pour mesurer l'erreur de prévision c'est l'équation (1.56).

Erreur = demande réelle – prévision

$$E_t = D_t - P_t \quad (1.56)$$

E_t : Erreur de prévision pour la période t .

D_t : Demande réelle pour la période t .

P_t : la prévision de la demande pour la période t .

1.11.2. MAD : Mean Absolute Deviation (déviation absolue moyenne)

La déviation absolue moyenne (MAD) est « la moyenne des erreurs faites par le modèle de prévision sur une période de temps, sans égard au fait que l'erreur soit une surestimation ou une sous-estimation. L'équation (1.57) montre comment est calculé la MAD. » (Philippe, 2003)

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^n |D_t - P_t|}{n} \quad (1.57)$$

Avec

E_t : Erreur de prévision pour la période t.

D_t : Demande réelle pour la période t.

P_t : la prévision de la demande pour la période t.

n : nombre de périodes utilisées.

1.11.3. MSE : Mean Square Error (moyenne du carré des erreurs)

Il existe de nombreuses petites erreurs au-dessus et en dessous de la demande réelle, et elles s'annulent. C'est peut-être la meilleure façon que nous espérons. L'impact des petites erreurs de prévision sur les opérations n'est généralement pas très grave. Ces erreurs peuvent être surmontées par l'inventaire ou le temps supplémentaire.

« Les grandes erreurs, quant à elles, peuvent être difficiles à pallier. En conséquence, une méthode permettant de pénaliser les grandes erreurs plus que les petites peut être souhaitable. Le MSE multiplie chaque erreur par elle-même (le carré de l'erreur), donnant ainsi un poids plus grand aux grandes erreurs qu'aux petites erreurs. » (Philippe, 2003)

La formule pour mesurer MSE c'est l'équation (1.58).

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (D_t - P_t)^2}{n} \quad (1.58)$$

1.11.4. MFE : Mean Forecast Error (erreur de prévision moyenne)

« Un bon modèle de prévision doit non seulement avoir une erreur moyenne faible, il doit aussi être sans biais. Un modèle sans biais a autant de chance de surévaluer la demande que de la sous-évaluer. Dans un modèle sans biais, les erreurs positives et négatives doivent s'annuler et donc, la somme des erreurs doit être près de zéro. Si, dans le temps, la somme des erreurs s'éloigne de zéro, cela signifie qu'il y a un biais dans le modèle et qu'il doit être révisé. » (Philippe, 2003)

La formule pour mesurer MFE c'est l'équation (1.59).

$$MFE = \frac{\sum_{t=1}^n (D_t - P_t)}{n} \quad (1.59)$$

1.11.5. MAPE : Mean Absolute Percentage Error (pourcentage d'erreur absolue moyen)

Au lieu de savoir que l'erreur moyenne du modèle de prévision est de 26,1 ou que l'erreur quadratique moyenne est de 688,3, il est plus facile d'utiliser l'erreur relative pour comprendre le modèle. En effet, dans certains cas, pour une séquence avec une moyenne de 500, une erreur de 26,1 est acceptable, mais pour une séquence avec une moyenne de 50, l'erreur est très inacceptable.

« L'erreur relative faite par un modèle de prévision est mesurée par le pourcentage d'erreur absolue moyen (MAPE). » (Philippe, 2003) L'équation (1.60) explique comment le MAPE est calculé.

$$MAPE = \left(\frac{100}{n}\right) \sum_{t=1}^n \left| \frac{D_t - P_t}{D_t} \right| \quad (1.60)$$

1.12. Etat d'art

1.12.1. Les séries de Fourier

« Les séries de Fourier ont été introduites par Joseph Fourier en 1822. Ces séries ont ensuite constitué une des bases de plusieurs branches fondamentales des mathématiques : analyse harmonique, théorie du signal, ondelettes. » (Jerome, 2019)

Les séries de Fourier ont été utilisées pour prédire les séries chronologiques.

1.12.2. Méthode de Holt-Winters

La méthode de Holt-Winters a été proposée par Holt en 1958 et Winters en 1960, et a été promue dans Brown (1963). Elle constitue un ensemble de techniques de prédiction empirique.

Cette méthode définit un modèle qui prend en compte les facteurs saisonniers.

1.12.3. Détection de la demande (Demand Sensing)

Il s'agit d'une nouvelle méthode créée par Robert Byrne et Stas Grishin en 2002 pour utiliser des données historiques et d'autres signaux pour prédire la demande.

Cette méthode permet de réduire les changements de la demande extrayant les signaux de la demande bruyante et fournir des informations précoces sur la demande, elle donne aussi une réponse plus rapide aux changements de marché.

1.12.4. Meilleure méthode pour anticiper les futures

Philip Tetlock, professeur canadien de psychologie et de gestion à l'Université de Pennsylvanie, a recueilli, enregistré et testé pas moins de 27 500 faits prévisionnels rédigés par près de 300 experts dans les domaines de la politique, de l'économie et de la géopolitique. En 2005, au terme de ce travail de longue haleine, son constat dans son livre « Le jugement politique des experts » était clair : les experts étaient loin d'être satisfaisants en matière de prévisions. Ce qui est encore plus frustrant, c'est que ceux qui sont le plus souvent parlés par les médias occupent la première place dans la catégorie des pires prévisionnistes.

Dans cet esprit, Philip Tetlock s'est mis en route avec d'autres chercheurs et a découvert la meilleure façon de prédire le développement futur de notre monde. C'est ainsi qu'est né le « Good Judgement Project » et sa quatrième édition est sortie en août 2014.

1.13. Synthèse

À travers cette partie, nous savons qu'il existe plusieurs méthodes de prévision de la demande, comment appliquer ces méthodes et leur impact positif sur les performances de production de l'entreprise, et à travers plusieurs formations que nous avons menées dans certaines entreprises, nous avons remarqué qu'il y a des problèmes dans la gestion des commandes, les ventes et la gestion des stocks, qui sont causés par une gestion aléatoire. Malgré leur existence, ils n'utilisent pas de méthodes de prévision. Par conséquent, nous avons mené cette recherche pour résoudre les problèmes de ces entreprises et montrer l'importance d'utiliser ces techniques de prévision.

1.14. Conclusion

La prévision est considérée comme l'un des outils mathématiques les plus importants dans le domaine de la gestion et de la planification. Selon l'étude réalisée dans ce chapitre, nous remarquons qu'il existe plusieurs méthodes de prévisions, qui en permettant de prévoir l'avenir, elles aident les managers dans la prise de décision, que ce soit au niveau opérationnel, tactique ou stratégique.

Les prévisions, dans une entreprise, sont utilisées dans plusieurs secteurs, comme la prévision des ventes, la prévision du besoin en la matière première, la prévision des tendances économiques, la prévision des besoins personnel. Dans une entreprise, la prévision des « ventes » se traduit par la prévision des besoins en la matière première et des besoins en personnel.

Il existe plusieurs méthodes pour faire des prévisions, ces méthodes diffèrent par la facilité d'utilisation, la complexité et l'exactitude de leurs résultats. Dans ce qui précède, nous avons présenté les différentes formules pour évaluer la qualité de prévision pour chaque technique.

Pour appliquer les techniques de prévisions et sélectionner les meilleures méthodes, il est nécessaire d'utiliser les données réelles, donc nous avons fait des visites pédagogiques dans l'entreprise de l'exquise qui sera présenté dans le chapitre suivant pour collecter les données de commande qui nous aideront dans notre étude.

CHAPITRE 02

PRESENTATION DE L'ENTREPRISE

2.1. Introduction

Les méthodes de prévision définies dans le chapitre précédant sont utilisées dans plusieurs domaines et pour différents objectifs. Toutefois, la planification de la production est un des domaines qui font appel à la prévision. Pour cette raison, nous avons choisi d'appliquer certaines de ces méthodes pour pouvoir prévoir les demandes d'une entreprise selon chaque période, et donc fournir une meilleure planification au service de la production. L'entreprise en question est « Entreprise de l'exquise DES FILS DJILALI RAHMOUN ».

Ce chapitre décrit l'entreprise de l'exquise. Tout d'abord, une présentation générale de l'entreprise est faite. Ensuite, nous présentons explicitement le processus de fabrication de tous les produits, puis nous présenterons les différentes données collectées pour notre recherche.

2.2. Présentation de l'entreprise

2.2.1. Fiche technique de l'entreprise

Tableau 2.1 présente les différentes coordonnées sur l'entreprise de « l'Exquise ».

Coordonnées	Description
Dénomination	Entreprise de l'exquise DES FILS DJILALI RAHMOUN.
Statut juridique	SARL
Siège sociale	Desserte n° 05 – Z.I. Chetouane 13000. Tlemcen – Algérie
Secteur d'activité	Fabrication de boissons gazeuses, jus et sirop
Capital social	41.436.000DA
Dirigeant	Mr. Otmane RAHMOUN
Effectif	150 personnes
Site internet	www.exquise1928.com
Email	sarlexquise@yahoo.fr
Tel/Fax	+213 (0) 43 27 65 21/22/23/24 ; +213 (0) 43 27 48 85

Tableau 2. 1: fiche technique de l'entreprise

2.2.2. Historique

« De retour d'Espagne, en 1927, où il a acquis une grande expérience en tant que responsable dans une fabrique de boissons, Monsieur Larbi Rahmoun créa avec Khédim Djilali en mars 1928 la première fabrique algérienne de boissons. A partir des vergers de la région, ils mirent au point des boissons et des liqueurs à base de fruits qu'ils distribuaient à l'occasion des fêtes. Grâce à ce premier succès M. Larbi Rahmoun, sans aucune notion de chimie, met au point un système dit « de la cloche » qui lui permet à partir de carbure de fabriquer du gaz CO₂. Ainsi démarrait la fabrication des boissons gazeuses dénommées, déjà à cette époque, « l'Exquise ».

Seule dans un marché colonial dictatorial, l'Exquise souffrira longtemps « de ses origines ». Après le départ de l'associé Monsieur Khadim, fut créée en 1951 la société Larbi Rahomaun et fils. La tâche fut répartie entre : Mustapha : Gérant, Djilali : Préparateur, Abdelkrim : Responsable de l'approvisionnement.

Le formidable essor de l'entreprise lui permit de se doter en 1956 de la première machine automatique qui permettra une production de 8000 bouteilles / heure. Après l'indépendance,

L'exquise continue son développement en ajoutant à sa gamme l'eau fruitée à base d'orange naturelle. Malheureusement, la période de monopole vint freiner cet essor et obligea l'entreprise à abandonner son emballage fabriqué et livré dans des conditions des plus médiocre. Après une période des plus difficiles qui verra le départ de Abdelkrim et de Mustapha, Djilali, en rachetant leurs parts, créa la société Djilali Rahmoun et fils en confiant à ses fils Rahmoun Otmane la gérance, Rahmoun Réda la préparation et Rahmoun Amine le service commercial.

La jeune et nouvelle équipe innove dans un emballage newlook en important ses propres bouteilles. Elles s'installent à la zone industrielle et décuple ses effectifs qui passèrent de 11 à 150 employés. Elle investit aussi dans du matériel de technologie moderne. Aujourd'hui, malgré les affres de l'ouverture archaïque du marché, les dirigeants comme les employés livrent une lutte sans merci pour sauvegarder cette identité qui fait « la famille l'Exquise ». » (Otmane)

2.2.3. Définition

Il s'agit d'une usine de fabrication de boissons gazeuses comprenant une ligne de production de boissons gazeuses avec des machines et technologies industrielles. Sa capacité de production est de 5000 à 6000 bouteilles par heure. Le système de l'entreprise fonctionne 2 équipes par jour et produira des commandes en fonction de la demande du marché La réserve est de 200 à 300 bouteilles et n'excède pas 24 heures.

2.2.4. L'organisation de l'entreprise

Organisation d'entreprise exquise basée sur certains départements importants qui sont présentés dans la figure 2.1 pour rendre le système stable.

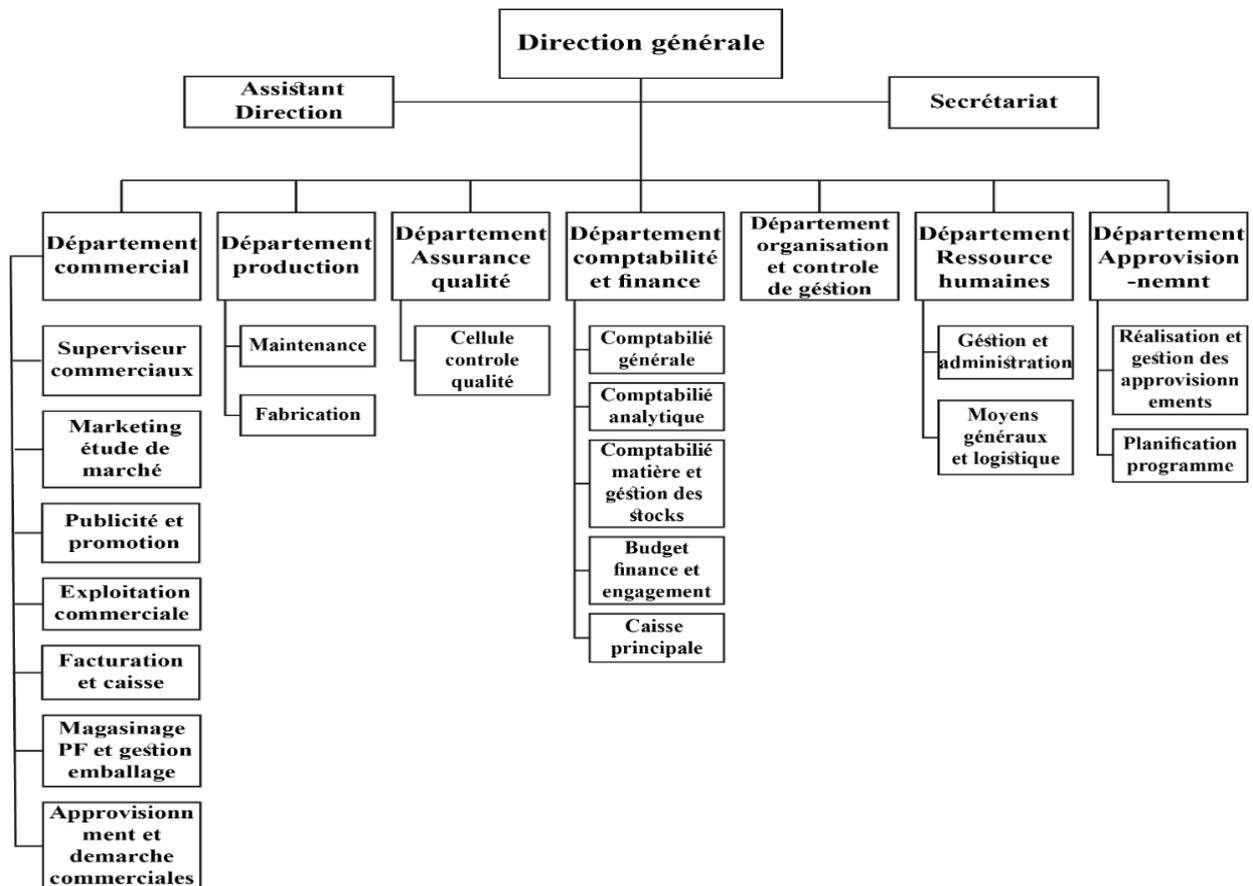


Figure 2. 1: Organigramme de l'exquise

• Département des approvisionnements

Approvisionnement : Ce service est basé sur deux conditions : le prix et la qualité, donc des matières premières de haute qualité doivent être obtenues à un prix inférieur. Ils font appel à trois fournisseurs pour chaque matériau (préformes, capsules de bouteilles, sucre, etc.). Il existe plusieurs fournisseurs dont le but est d'éviter les temps d'arrêt de production.

Gestion de stock :

- ✓ Faire des approvisionnements pour connaître la quantité nécessaire.
- ✓ Informer les fournisseurs des besoins (matières premières nécessaires),
- ✓ Gardez un stock de sécurité (réserve) en cas de problème.

• Département de production

Ce département s'occupe de la production des produits de l'entreprise, il contient deux services.

« Production : Ce service comprend la surveillance de toutes les lignes de production, telles que SIROPERIE, PET, RB100 et RB25 et aussi élaborer le programme de la production selon les commandes de service commerciale.

Maintenance : Vérifiez et ajustez la nouvelle machine avant de démarrer. Réparez la machine défectueuse. Il est responsable des changements de format (ajustement, changement de moule, etc.), ainsi que du contrôle de la machine après chaque changement de format. » (Nacéra & Fatima, 2016)

• Département de qualité

Il est responsable de la qualité des produits et des matières premières ; il comprend un service de laboratoire de suivi des processus.

- ✓ Contrôle des matières premières : tests de cohérence et tests microbiologiques des matières premières (aromatiques, sucre, CO2, eaux de process, etc.).
- ✓ Pendant et après le processus : recettes, conformité des équipements, conditionnement, etc.
- ✓ Amélioration le système de qualité.

• Département commercial

Il est responsable de l'achat et de la vente de matières premières, de la recherche de nouveaux marchés, de la gestion des entrepôts situés dans différents wilayas (Oran, Mostaganem, Alger, chlef, etc.), et en charge de la publicité (spécialiste du commerce).

• Département financier

Ce département s'occupe de deux Services : finance et comptabilité.

- ✓ Assurance et paiement de la main d'œuvre.
- ✓ Préparation du budget annuel.
- ✓ Contrôle des coûts de production et de commercialisation.
- ✓ Les frais de toutes les recherches du laboratoire.

- ✓ Les frais d'achats pour la matière première ainsi que pour les produits chimiques de nettoyage.
- **Département Ressources Humaines**

Ce département gère le personnel de l'entreprise.

 - ✓ Établir des politiques d'emploi.
 - ✓ Assurer l'application stricte des lois et règlements du travail.
- **Organisation et contrôle de gestion**
 - ✓ Guider la mise en œuvre du système de gestion pour améliorer les performances de l'entreprise.
 - ✓ Développe et exécute le programme d'audit.

2.3. Traitement d'eau

« L'eau constitue l'élément majoritaire dans la boisson gazeuse, donc il peut influencer son goût, son odeur ainsi que son apparence, c'est pour cela qu'il faut traiter l'eau de ville avant son utilisation pendant la production du sirop, cette eau contient pas mal de substance qui peut influencer la boisson. » (Boudraa & Youcef khodja, 2018)

Par conséquent, les objectifs du traitement de l'eau sont.

- ✓ Obtenir toujours la bonne qualité d'eau.
- ✓ Éliminer les substances colloïdales et les solides en suspension qui peuvent exister dans l'eau du robinet.
- ✓ Élimine les couleurs, les odeurs et les goûts indésirables.
- ✓ Manipulez l'alcalinité.
- ✓ Désinfection de l'eau.

2.3.1. Filtration

« C'est un procédé destiné à clarifier un liquide qui contient des matières en le faisant passer à travers un milieu poreux constitué d'un matériau granulaire. » (Cardot, 1999)

Cette opération utilise deux types de filtration, à savoir le filtre à sable et le filtre à charbon

- **Filtre à sable** : ce filtre se compose de trois couches
 - ✓ Couche 1: 0,35 μ .
 - ✓ Couche 2: 0,55 μ .
 - ✓ Couche 3: .1,35 μ .

Le filtre est d'abord filtré, puis régénéré toutes les 48 heures avec (sel), et filtré selon TH (manuel) sur la base des résultats de laboratoire.

- **Filtre à charbon** : L'utilisation de ce filtre peut éliminer la chloration et l'adsorption du chlore peut éliminer les mauvaises odeurs.

2.3.2. Désinfection

« C'est un traitement qui vise l'élimination totale ou la réduction de tous les microorganismes pathogènes ou non, présent dans l'eau brute, a un niveau acceptable. » (Shachman, 2005)

2.3.3. Chloration

« C'est le traitement le plus classique qui s'effectue par addition de chlore gazeux ou d'hypochlorite de sodium. » (Boudraa & Youcef khodja, 2018)

2.3.4. Adoucissement

Son but est de réduire la dureté de l'eau, c'est-à-dire de réduire la teneur en calcium et magnésium, afin de résister.

- ✓ « L'entartrage des appareillages et des canalisations. » (Queruel, 2007)
- ✓ « La réduction de l'acidité des boissons et l'apparition de mauvais goût. » (Labdelli, 1990)

Après de faire la chloration on va séparer l'eau en deux sorties

- **Adoucisseur de processus** : l'eau est chlorée.
- **Adoucisseur de chaudière** : utiliser pour lavage et nettoyage des bouteilles.

2.3.5. Refroidissement

Dans cette étape on va diminuer la température jusqu'à 7°C pour augmenter la quantité de CO₂.

Une fois la filtration terminée, l'eau traitée va directement à l'unité de production de limonade.

Figure 2.2 présente les différentes étapes du processus de traitement d'eau dans l'entreprise de « l'Exquise ».

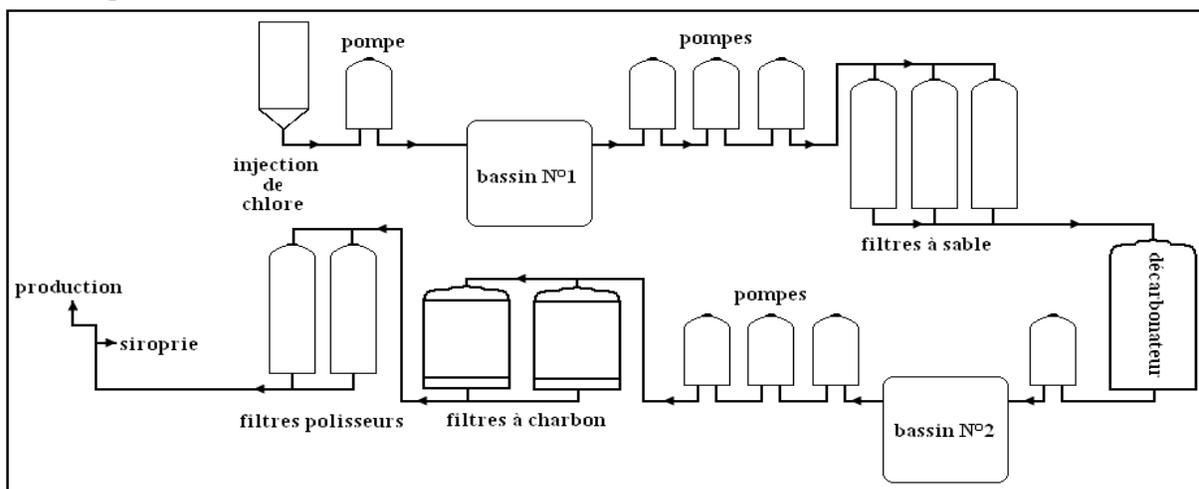


Figure 2. 2: Différentes étapes du processus de traitement d'eau (Boudraa & Youcef khodja, 2018)

2.4. Production de la limonade

2.4.1. Réception de la matière première

Cette étape comprend la réception des ingrédients ou des matériaux nécessaires pour produire de la limonade, ces dernières se composent de :

- **L'eau traitée** : L'eau étant l'un des éléments clés de tous les produits, la qualité de l'eau est très importante. Et parce que la qualité de l'eau varie dans le monde, chaque usine traite l'eau qu'elle utilise. Par conséquent, de l'eau soigneusement traitée est ajoutée à la boisson. L'eau est analysée en permanence pour vérifier qu'elle répond aux normes de qualité.
- **Le sucre** : Le sucre commercial est un matériau cristallin blanc et brillant (prisme en forme de diamant) qui n'absorbe pas l'humidité. Il est insipide et a un goût unique. Sa teneur en humidité est très faible (environ 0,05%) et sa stabilité au stockage est également élevée.
Au sens le plus général et à des fins législatives, le terme « sucre » fait essentiellement référence au saccharose obtenu à partir de la betterave à sucre ou de la canne à sucre et, dans un sens plus large, à un produit qui confère un goût sucré.
- **Les arômes artificiels ou naturels** : L'ajout d'une petite quantité, bien que le sucre et l'acide dans la boisson aient un effet sur l'arôme final, peut toujours donner à la boisson une saveur unique. L'arôme provient généralement de la nature et est extrait de différentes parties de plantes, en particulier les agrumes. Ils se présentent sous forme d'arômes alcoolisés naturels ou concentrés.
- **Acide citrique** : Étant donné que les boissons gazeuses doivent ressembler autant que possible au jus et que le jus est toujours acide, il est nécessaire d'ajouter de l'acide à la boisson. L'acide utilisé dans l'industrie des boissons n'est pas nocif pour le corps humain et devrait avoir un effet similaire à l'acide contenu dans les jus de fruits. Le plus important est l'acide critique, qui constitue presque tout l'acide du jus de citron. D'autres acides sont également utilisés : l'acide tartrique, l'acide phosphorique et l'acide lactique.
- **Conservateur** : Les produits chimiques essentiels utilisés pour la conservation des boissons comprennent le dioxyde de soufre, l'acide benzoïque, l'acide sorbique et les sels de ces substances, ainsi que certains nouveaux produits chimiques de conservation. Ces substances doivent être capables d'exercer un effet antiseptique sur tous les micro-organismes nuisibles présents dans les boissons et doivent être inoffensives pour le corps humain.
- **Colorants** : La substance est principalement utilisée pour uniformiser la couleur des aliments ou des boissons et, deuxièmement, pour avoir une apparence attrayante. Il existe deux types de colorants :
 - ✓ **Colorants naturels** : chimiquement instables, difficilement solubles dans l'eau et coûteux.
 - ✓ **Colorants artificiels ou synthétiques** : bon marché, chimiquement stables et solubles dans l'eau. Le colorant est utilisé à la dose minimale requise pour produire la couleur souhaitée (0,1-0,8 mg / l).
- **Gaz carbonique (CO₂)** : Le dioxyde de carbone est inodore, incolore, insipide et inoffensif. Entre autres propriétés, c'est le seul gaz capable de rendre les boissons effervescentes. Dans certains cas, le dioxyde de carbone peut également agir comme agent de conservation. La qualité du dioxyde de carbone ajouté dépend du type de boisson, qu'elle soit micro-moussante, moussante ou très moussante.

Une fois toutes les matières premières prélevées, ils se rendent au service de contrôle de la qualité pour vérifier s'ils sont qualifiés, et ils peuvent également éviter tout problème dans le processus de production de limonade.

2.4.2. Formation de sirop

Le sirop est un liquide épais et visqueux dans lequel une grande quantité de sucre est dissoute, ce qui le fait cristalliser à certains endroits. Techniquement, le terme sirop est également utilisé pour décrire une solution qui contient un liquide plus visqueux que le sucre.

« Les sirops sont des compositions liquides résultant de la solution concentrée du sucre dans l'eau simple ou chargée, on obtient ce produit à froid ou au moyen de la chaleur. » (Boudraa & Youcef khodja, 2018)

« C'est la première étape dans la fabrication de la boisson gazeuse. La fabrication du sirop exige un sucre d'une bonne qualité. » (Dessertenne, 1985)

2.4.2.1. Dissolution

On fait Mélange de sucre pur et l'eau traitée dans un réservoir en acier inoxydable à une température de 20 ° C à 25 ° C pendant 16 à 20 minutes, et ajouter de la vapeur fraîche dans un mélangeur. La production de sirop chaud a une double fonction.

- « Accélération du sirop à chaud a un double rôle.
- Assurer un traitement thermique du sirop. » (Boudraa & Youcef khodja, 2018)



Figure 2. 3: cuve de fondoir

Figure 2.3 est représentée la cuve de fondoir utilisée.

2.4.2.2. Filtration

Le sirop blanc acidifié doit être filtré pour retenir toute matière étrangère en suspension.

- **Première filtration** : utilisée pour séparer les grosses particules.
- **Deuxième filtration** : utilisée pour séparer les particules microscopiques.

Figure 2.4 représentée la machine de filtration utilisée.



Figure 2. 4: machine de filtration

2.4.2.3. La Pasteurisation

Après filtration, le sirop sera rapidement pasteurisé dans un pasteurisateur à plaques à une température de 78 ° C à 80 ° C pendant 2 minutes.

2.4.2.4. Refroidissement

Le sirop est porté à une température de 15°C, passe dans un échangeur de chaleur à plaques ou circule à contre-courant avec de l'eau froide ou du glycol (4°C).

Cette étape est nécessaire pour absorber les arômes et les empêcher de s'évaporer, ainsi que pour éviter la formation de mousse dans la garniture.

2.4.2.5. Aromatisation

Après refroidissement, le sirop filtré est transféré dans 6 réservoirs à l'aide d'une pompe. Les cinq réservoirs d'eau ont une capacité de 3 000 litres et le dernier réservoir d'eau a une capacité de 5 000 litres. Ensuite, on ajoute plusieurs additifs alimentaires, c'est-à-dire des conservateurs, des antioxydants, des arômes et d'autres produits en fonction du type de boisson préparée.

Nous avons maintenant un sirop aromatisé avec une teneur en sucre de 10 ° à 12 °.

Figure 2.5 présente les différentes étapes pour fabriquer le sirop

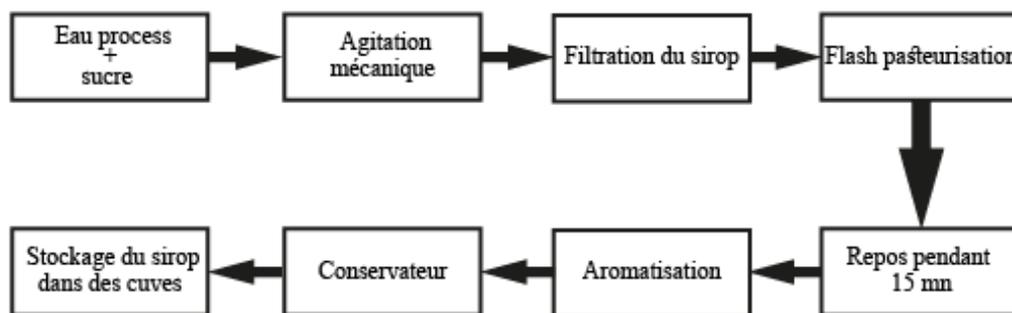


Figure 2. 5: Le schéma de fabrication du sirop (Boudraa & Youcef khodja, 2018)

2.4.3. Processus de préparation des boissons

Nous rappelons que l'entreprise l'exquise dispose de 3 lignes de production :

- ✓ Une ligne pour les bouteilles en PET.
- ✓ Une ligne pour les bouteilles en RB100.
- ✓ Une ligne pour les bouteilles en RB25.

« L'entreprise L'EXQUISE produit suivant le stock de sécurité qui est de 200 palettes, chaque palette comporte 180 fardeaux pour les bouteilles de 1L et 100 fardeaux pour les bouteilles 2L et 240 fardeaux pour les bouteilles 33cl, mais la majorité du temps elle produit suivant les besoins du service commercial. » (Brahimi & Saadi, 2019)

2.4.3.1. Production des boissons gazeuses en PET

Maintenant, nous continuons avec la production des chaînes de bouteilles en plastique suivantes : 1l, 2l, puis nous décrivons le processus de fabrication, qui transfère d'abord le sirop préparé à l'aide d'une pompe doseuse vers le prémélange, ensuite effectuer le dosage de l'eau gazéifiée et le sirop aromatisé.

- **Mélangeur** : C'est l'une des machines de production similaire à la machine à sirop, les matières premières utilisées et les modules contenus sont différents. Il comporte trois modules : un module d'alimentation, un module de dégazage et un module de gazéification, et utilise l'eau et le sirop produits par une usine de sirop comme matières premières. La tâche du mélangeur est de préparer l'eau gazeuse afin de la préparer pour le transfert vers le remplissage.
- **Souffleuse** : utilisée pour produire des bouteilles moulées par soufflage et moulées en produisant des préformes dans un four à 120°C ; ces préformes sont achetées et non produites en interne.
- **Lavage des bouteilles** : Ce processus est très important dans la production de boissons gazeuses, car la qualité possible dépend de la propreté de la bouteille. Le but du nettoyage des bouteilles n'est pas seulement d'éliminer les contaminations internes et externes, mais également d'éliminer les bactéries pathogènes ou nuisibles à la stabilité de la boisson.
- **Remplissage** : Une fois que tous les ingrédients sont préparés et mélangés, et que les bouteilles sont nettoyées et désinfectées, le remplissage peut commencer.

Il s'agit d'un processus complexe et chaque étape doit être parfaitement précise. Tout d'abord, la vitesse doit être réglée correctement pendant que la bouteille se déplace vers le système de remplissage, puis le capteur peut lire la présence de la bouteille à l'entrée de la machine de remplissage. La bouteille est conditionnée dans un petit réservoir de stockage externe, qui est envoyé de la vanne de remplissage par une pompe doseuse, ce dernier se fait de manière électronique volumétrique.

- **Bouchonnage « le capsulage »** : la bouteille pleine sortant du robinet est scellée par la boucheuse. Après le remplissage, la bouteille est bouchée avec un dispositif spécial pour le mouvement de rotation.
- **Étiqueteuse** : les bouteilles sont passées sur un tapis roulant de façon linéaire pour appliquer une étiquette contenant toutes les informations d'intérêt pour le consommateur.
- **Le datage** : « Les bouteilles étiquetées arrivent au niveau du dateur qui est composé d'un capteur et d'un tampon à jet d'encre. Le capteur détermine la position de la bouteille et envoie un signe au tampon qui cache la date, l'heure témoin de passage de la bouteille et le symbole de la ligne de remplissage. » (Boudraa & Youcef khodja, 2018)
- **Fardeleuse** : C'est la dernière machine où les bouteilles sont regroupées en fardeaux et ces fardeaux sont également emballés.

Figure 2.6 représente la chaîne de production de produit gazeuses PET.

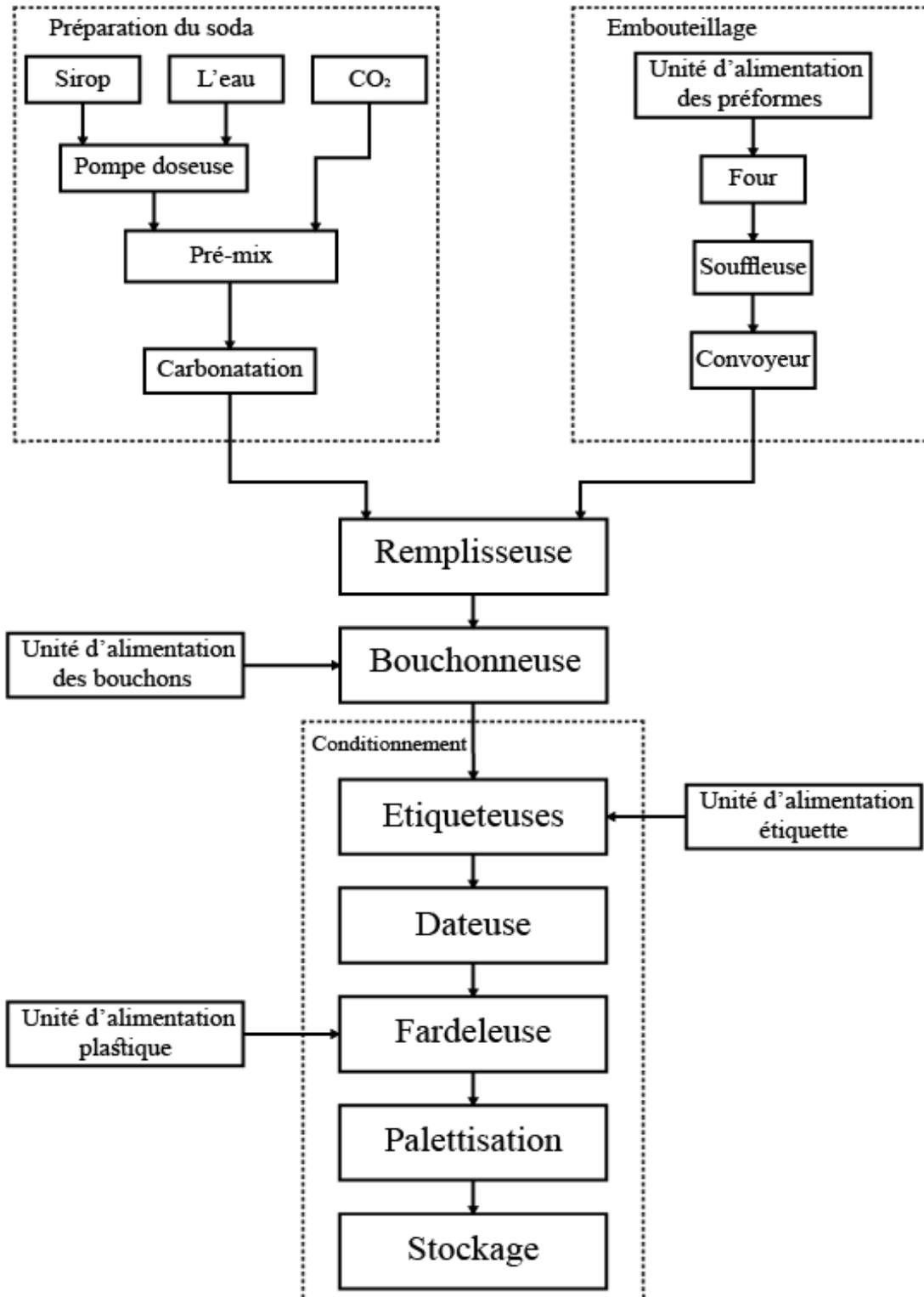


Figure 2. 6: schémas de Production des boissons gazeuses en PET

2.4.3.2. Production des boissons gazeuses en RB100

- **Nettoyage les bouteilles :** les bouteilles vides reçues sont sorties de la boîte et inspectées manuellement, puis elles sont transférées vers la dé-visseuse à travers un tapis roulant pour retirer les bouchons, puis elles sont transmises à la machine à laver. Suivre les étapes ci-dessous pour nettoyer la bouteille :
 - ✓ Faites tremper la bouteille dans un bain de soude caustique à 1% à une température de 30 à 35 ° C pendant 5 à 10 minutes.
 - ✓ Ensuite, faites tremper la bouteille dans un deuxième bain de sodium à 2% à une température de 65 à 80 ° C pendant 10 à 15 minutes.
 - ✓ Dans le troisième bain de sodium à 1%, utiliser une pression de 3 bars pour pulvériser l'eau dans la bouteille pour le nettoyage.
 - ✓ Dans le quatrième bain, pré-rincer avec de l'eau à une température de 80 ° à 85 ° C.
 - ✓ Rincer ensuite le flacon avec de l'eau à 40 ° C à 50 ° C dans le cinquième bain, puis rincez avec de l'eau entre 20 ° C et 35 ° C.
- **Préparation :** les bouteilles sont transportées de la bande transporteuse à la machine à laver de la machine de remplissage, puis fermées avec un bouchon, puis téléchargées vers l'étiqueteuse sur le convoyeur, L'étiqueteuse colle l'étiquette sur la bouteille, la bouteille étiquetées avance à la dateuse pour cacher la date sur la bouteille. Enfin, l'opérateur assure le conditionnement des bouteilles, puis trie et stocke les cartons.

Figure 2.7 représente la chaîne de production de produit gazeuses RB100.

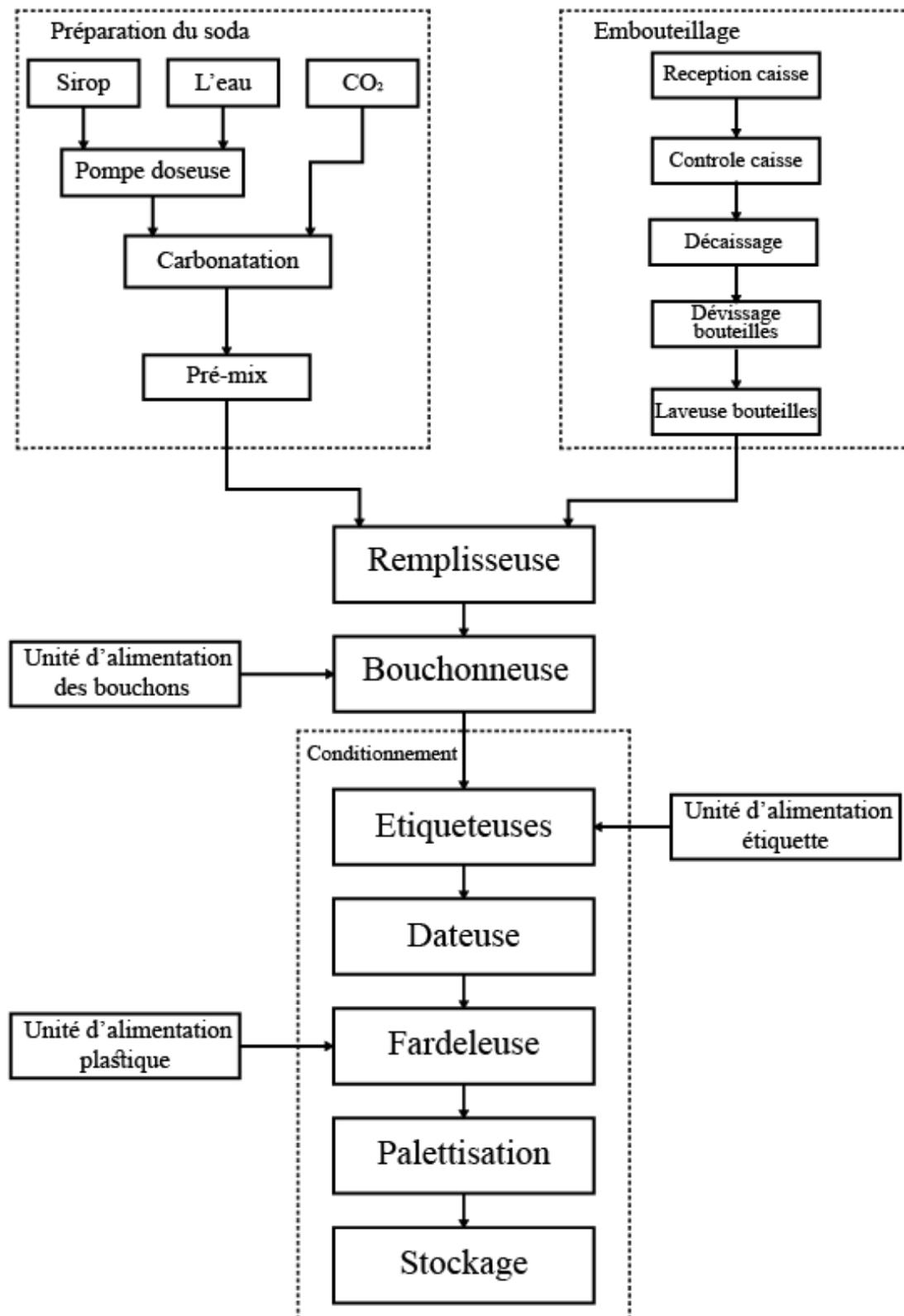


Figure 2. 7: schémas de Production des boissons gazeuses en RB100

2.4.3.3. Production des boissons gazeuses en RB25

La ligne de production produit deux types de boissons : les jus et les boissons gazeuses.

- **Étapes de production**

Lors de la réception, l'opérateur place les caisses sur le tapis roulant, le tapis roulant sort les bouteilles de la boîte et les place sur le tapis roulant, et le tapis roulant transporte les bouteilles vers la laveuse pour être lavées selon les étapes suivantes.

- ✓ Faites tremper la bouteille dans un bain de soude caustique à 1% à une température de 30 à 35 ° C pendant 5 à 10 minutes.
- ✓ Ensuite, faites tremper la bouteille dans un deuxième bain de sodium à 2% à une température de 65 à 80 ° C pendant 10 à 15 minutes.
- ✓ Dans le troisième bain de 1% de sodium, utiliser une pression de 3 bars pour pulvériser l'eau de la bouteille de lavage.
- ✓ Dans le quatrième bain, prérincer avec de l'eau à une température de 80 ° à 85 ° C.
- ✓ Rincer ensuite le flacon avec de l'eau à 40 ° C à 50 ° C dans le cinquième bain, puis rincer à l'eau entre 20 ° C et 35 ° C.

Les bouteilles lavées sont remplies à l'aide d'un tapis roulant. Cette ligne de production contient deux machines de remplissage, l'une pour les jus et l'autre pour les boissons gazeuses. Le remplissage se fait selon les exigences.

La méthode de préparation du jus est la suivante : mélanger d'abord le sirop et la pulpe d'orange, le concentré d'orange, la vitamine C, les arômes naturels et les conservateurs dans une cuve à une température de 60 à 80 ° C pour la première pasteurisation, puis transférer le jus sur la ligne de production pour le remplissage, puis remplissez la bouteille de jus pour une seconde pasteurisation entre 80 et 90 ° C.

Lorsqu'elle est pleine, fermer la bouteille et étiqueter-la, puis déplacez-vous vers la dateuse pour cacher la date sur la bouteille. Les bouteilles préparées sont transférées vers le manchon par la bande transporteuse, puis les caisses sont rangées et stockées.

Figure 2.8 représente la chaîne de production de produit gazeuses RB25.

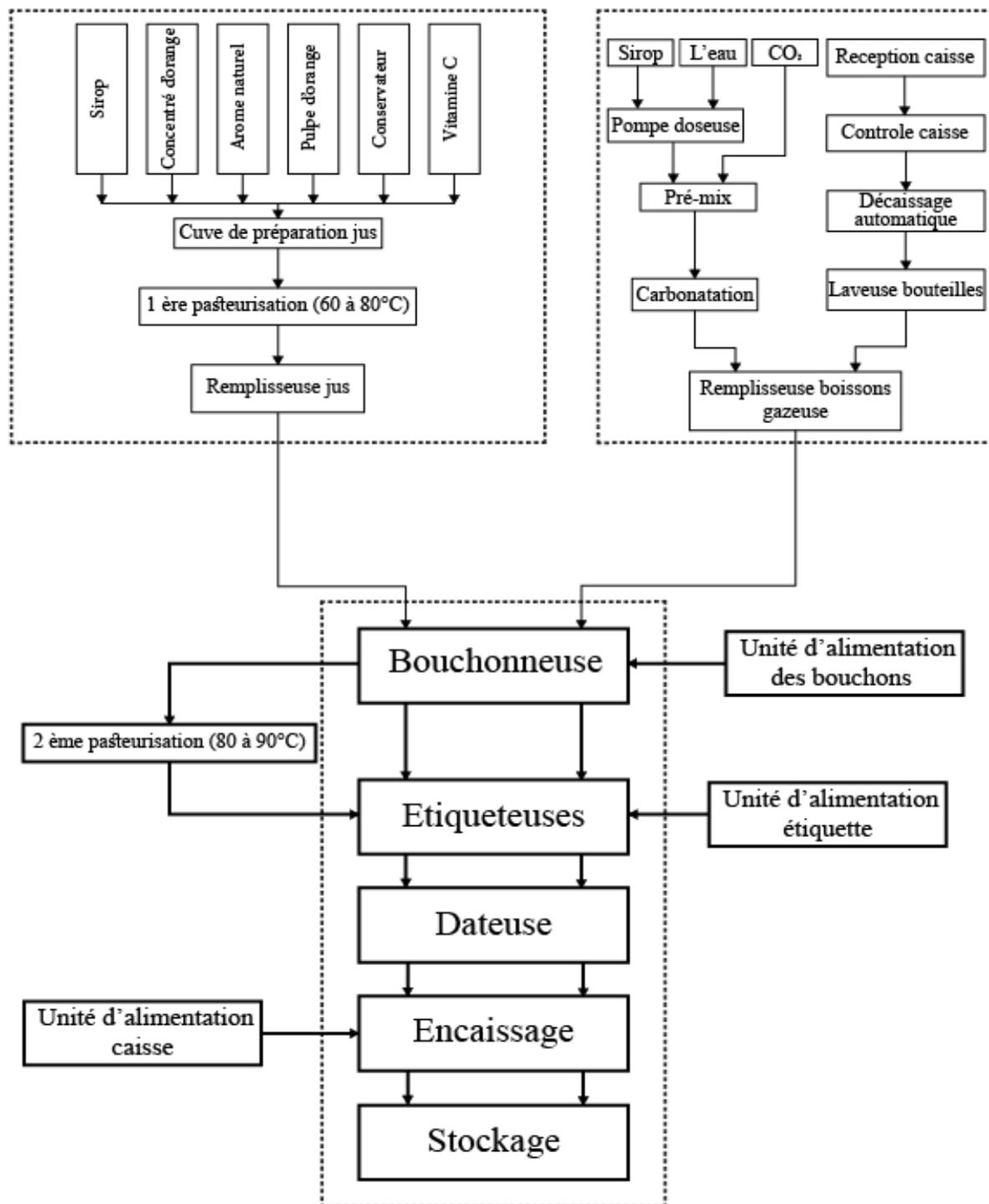


Figure 2. 8:schémas de Production des boissons gazeuses en RB25

2.4.4. L'emballage utilisé pour le conditionnement de la boisson

L'emballage est essentiel, il peut protéger le produit, réduire les déchets, faciliter le transport et informer les consommateurs que la bouteille (bouteille en PET ou en verre) ou la canette maintiendra la boisson dans les meilleures conditions pendant un certain temps.

« L'emballage garantit le maintien de la qualité du site d'embouteillage au consommateur. L'emballage protège également le contenu à chaque étape de la chaîne logistique. Les bouteilles et canettes doivent mentionner diverses informations légales à des fins de sécurité et de traçabilité. » (Jean, 2002)

2.4.4.1. Emballage en PET

« Le PET ou polyéthylène téréphtalate est un plastique, ou plus précisément un polyester. Ce matériau est idéal pour les bouteilles de boissons : » (Boudraa & Youcef khodja, 2018)

- ✓ Léger comme une plume
- ✓ Habituellement transparent,
- ✓ Robuste et facile à façonner.
- ✓ Les attributs sont conservés pendant le processus de recyclage, de sorte que les produits de haute qualité peuvent être confectionnée.
- ✓ Moins de ressources sont nécessaires pour la production et le transport, préservant ainsi la fraîcheur et le goût des boissons et assurant la salubrité des aliments.

2.4.4.2. Emballage en verre

La bouteille en verre est la forme la plus classique d'emballage de boisson. Le verre est :

- ✓ Imperméable aux gaz, aux vapeurs et aux liquides.
- ✓ Chimiquement inerte aux liquides et aux aliments et ne pose aucun problème de comptabilité.
- ✓ Matériau hygiénique, facile à nettoyer et à désinfecter.
- ✓ Résistant à la pression interne de certains liquides.
- ✓ 100% recyclable.
- ✓ Malgré la concurrence croissante de nouveaux contenants tels que le PET, le verre est très apprécié des consommateurs, qui le perçoivent comme un contenant de qualité supérieure.

2.5. Historique des commandes des différents séries

Après avoir effectué plusieurs visites pédagogiques dans cette entreprise, nous avons collecté des données de la quantité de commandes pour chaque ligne de production, qui seront utilisées dans nos recherches.

Tableau 2.2 présente l'historique des commandes de la série PET 1L :

	2011	2012	2013	2014	2015
1	65,160	62,520	157,134	84,840	87,372
2	32,712	34,902	67,914	122,316	133,590
3	182,358	139,578	132,366	99,198	117,222
4	104,682	268,566	221,292	185,826	112,872
5	194,178	155,418	156,234	196,746	197,544
6	163,386	260,376	426,828	176,220	254,034
7	438,876	353,694	138,498	245,496	269,724
8	9,750	61,362	435,792	179,064	225,630
9	9,750	421,842	339,576	1,092	167,376
10	743,220	214,992	303,546	279,522	205,740
11	21,654	143,382	104,742	77,364	111,492
12	9,708	94,470	134,970	57,042	81,258
Total	1,975,434	2,211,102	2,618,892	1,704,726	1,963,854

Tableau 2. 2: les commandes des boissons gazeuses PET 1L

Tableau 2.3 présente l'historique des commandes de la série PET 2L :

	2011	2012	2013	2014	2015
1	155,526	120,030	181,776	137,010	203,454
2	130,050	94,092	145,392	183,288	84,234
3	131,850	252,966	240,540	131,448	191,166
4	202,644	145,824	304,248	310,554	140,874
5	187,266	326,688	230,058	168,552	234,828
6	273,522	350,328	362,418	339,198	200,688
7	364,470	514,758	483,786	135,852	256,656
8	790,944	676,056	396,054	269,118	438,882
9	713,322	326,016	276,030	494,196	210,222
10	212,406	469,944	406,164	159,636	156,540
11	206,274	103,116	170,316	62,352	103,422
12	149,826	138,438	115,254	233,358	178,728
Total	3,518,100	3,518,256	3,312,036	2,624,562	2,399,694

Tableau 2. 3: les commandes des boissons gazeuses PET 2L

Tableau 2.4 présente l'historique des commandes de la série RB100 :

	2011	2012	2013	2014	2015
1	718,884	474,012	435,948	435,144	271,320
2	611,940	419,748	0	392,760	243,252
3	791,328	515,328	360	475,992	376,524
4	827,028	504,708	33,876	536,052	342,456
5	876,744	651,252	54,120	511,092	371,568
6	862,464	615,864	123,792	551,988	257,340
7	724,620	652,884	246,252	400,620	205,380
8	572,580	682,776	572,532	445,464	95,988
9	382,764	618,144	522,372	573,048	450,888
10	493,092	710,052	632,100	426,828	262,152
11	619,536	498,684	536,820	351,216	267,324
12	458,436	578,448	462,120	350,484	207,456
Total	7,939,416	6,921,900	3,620,292	5,450,688	3,351,648

Tableau 2. 4 : les commandes boissons gazeuses RB100

Tableau 2.5 présente l'historique des commandes de la série RB100 :

	2011	2012	2013	2014	2015
1	502,872	568,224	568,056	483,816	388,080
2	460,416	472,392	494,904	441,864	356,280
3	629,088	588,912	445,248	497,904	540,864
4	732,432	599,616	650,856	692,760	574,320
5	775,896	769,488	607,656	548,808	614,640
6	616,680	870,168	708,552	619,224	336,576
7	971,664	720,168	282,504	204,264	344,208
8	392,064	449,712	673,392	751,944	828,096
9	891,762	945,360	726,096	732,816	484,440
10	755,688	703,416	582,216	575,976	524,736
11	529,848	478,824	489,912	503,184	469,872
12	496,248	555,240	413,976	439,296	368,808
Total	7,754,658	7,721,520	6,643,368	6,491,856	5,830,920

Tableau 2. 5: les commandes boissons gazeuses RB 25

Tableau 2.6 présente l'historique des commandes de la série jus en 25 Cl :

	2011	2012	2013	2014	2015
1	42,144	37,488	59,472	14,472	16,104
2	36,792	31,800	24,816	19,416	16,440
3	21,240	48,096	30,936	23,520	10,680
4	0	48,288	50,232	39,456	18,600
5	0	39,312	34,416	57,360	39,048
6	77,376	57,936	46,536	41,304	4,776
7	57,888	48,312	6,576	26,064	13,104
8	17,952	20,352	23,640	24,504	1,392
9	40,272	54,456	46,104	20,928	0
10	41,256	50,808	31,752	26,664	0
11	25,392	43,752	46,992	21,552	0
12	45,048	34,056	25,200	18,096	0
Total	405,360	514,656	426,672	333,336	120,144

Tableau 2. 6: Les commandes jus en 25 CL

Les données de commande sont nécessaires à notre étude, et nous essaierons d'appliquer les techniques de prévision à ces données de chaque série de produits pour essayer de trouver une solution de notre problématique.

2.6. Conclusion

A travers des visites pédagogiques, nous avons décrit différents départements parce qu'ils ont une relation importante avec la prévision surtout le département commercial pour prévoir les commandes et le département de production pour gérer la chaîne de production selon les résultats trouvée par le département commerciale. Dans le département de production, nous avons défini différentes étapes de production et différentes séries de produits. Nous avons collecté des données qui seront utilisées dans notre étude prévisionnelle dans le prochain chapitre.

CHAPITRE 03

ETUDE

PREVISIONNELLE

3.1. Introduction

Dans ce chapitre, tout d'abord, nous allons expliquer la problématique abordée, qui consiste en la prévision de commandes pour minimiser l'écart entre la commande réelle et le résultat obtenu par la prévision et poser les hypothèses desquelles l'étude dépendra. Puis, nous allons présenter les différents résultats pour chaque type de produit après l'application des techniques de prévision et nous allons expliquer comment ajuster les paramètres des méthodes de prévision. Ensuite, nous allons analyser et comparer entre les techniques de prévisions afin de sélectionner les meilleures techniques selon des critères pour créer un planning ou bien un système qui aide à prendre des décisions pour gérer les commandes de clients.

3.2. Description de la problématique et les hypothèses

Pour le secteur industriel, en particulier l'entreprise de l'exquise, nous avons constaté des problèmes de rupture de stock et aussi il ne peut pas satisfaire leurs clients. Ces problèmes sont le résultat d'une mauvaise gestion aléatoire des commandes des clients. Afin d'éviter ces problèmes, nous devons utiliser des techniques de prévisions pour nous aider à gérer les commandes clients et selon les résultats de prévision obtenu nous pouvons de mettre en place un plan pour gérer les tâches de production afin d'améliorer la productivité, satisfaction les besoins de client et gagner toujours des nouveaux clients. Pour l'entreprise de l'Exquise nous nous intéressons aux prévisions de commandes pour les types de produits suivants.

- Les commandes de boissons gazeuses PET 1L pour l'année 2015.
- Les commandes de boissons gazeuses PET 2L pour l'année 2015.
- Les commandes de boissons gazeuses RB100 pour l'année 2014.
- Les commandes de boissons gazeuses RB 25 pour l'année 2013.
- Les commandes jus en 25 CL pour l'année 2014.

3.3. Méthodes de résolution appliquée

Afin de pouvoir établir un planning prévisionnel pour l'entreprise de *l'Exquise*, les méthodes qui seront utilisées sont :

- Méthode des Points Extrêmes (PE).
- Méthode de Mayer (MAYER).
- Méthode de Moyenne Mobile Simple (MMS).
- Méthode de Moyenne Mobile Pondérée (MMP).
- Méthode de Moyenne Mobile Double (MMD).
- Méthode de Lissage Exponentiel Simple (LES).
- Méthode de Lissage Exponentiel Double (LED).
- Méthode de Lissage Exponentiel Triple (LET).
- Méthode de Décomposition (DC).
- Méthode de la Régression Simple (RS).

3.3.1. Méthode de point d'extrême "PE"

3.3.1.1. Introduction à la méthode de PE

La méthode des points extrêmes est une méthode d'ajustement linéaire de l'équation $y = ax + b$, qui est déterminée par les coordonnées des deux points extrêmes d'une série d'observations pendant la période d'analyse. Nous avons appliqué cette méthode sur les données de commandes qui sont choisi.

3.3.1.2. Ajustement des paramètres de la méthode de PE

Nous avons appliqué la méthode de PE sur les commandes et nous avons obtenu des résultats qui sont résumés dans les tableaux 3.1, 3.2, 3.3 et 3.4.

Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	87,372	495,883.2	4.68
2	133,590	458,190.0	2.43
3	117,222	420,496.8	2.59
4	112,872	382,803.6	2.39
5	197,544	345,110.4	0.75
6	254,034	307,417.2	0.21
7	269,724	269,724.0	0.00
8	225,630	232,030.8	0.03
9	167,376	194,337.6	0.16
10	205,740	156,644.4	0.24
11	111,492	118,951.2	0.07
12	81,258	81,258.0	0.00
Erreur moyenne en (%)			112.80

Tableau 3. 1: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 1L (PE)

Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	435,144	1,018,176	1.34
2	392,760	943,988	1.40
3	475,992	869,800	0.83
4	536,052	795,612	0.48
5	511,092	721,424	0.41
6	551,988	647,236	0.17
7	400,620	573,048	0.43
8	445,464	498,860	0.12
9	573,048	424,672	0.26
10	426,828	350,484	0.18
11	351,216	276,296	0.21
12	350,484	202,108	0.42
Erreur moyenne en (%)			52.20

Tableau 3. 3: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB100 (PE)

Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	203,454	84,234	0.59
2	84,234	143,342	0.70
3	191,166	202,450	0.06
4	140,874	261,558	0.86
5	234,828	320,666	0.37
6	200,688	379,774	0.89
7	256,656	438,882	0.71
8	438,882	497,990	0.13
9	210,222	557,098	1.65
10	156,540	616,206	2.94
11	103,422	675,314	5.53
12	178,728	734,422	3.11
Erreur moyenne en (%)			146.09

Tableau 3. 2: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 2L (PE)

Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	568,056	-604,680	2.06
2	494,904	-382,884	1.77
3	445,248	-161,088	1.36
4	650,856	60,708	0.91
5	607,656	282,504	0.54
6	708,552	504,300	0.29
7	282,504	726,096	1.57
8	673,392	947,892	0.41
9	726,096	1,169,688	0.61
10	582,216	1,391,484	1.39
11	489,912	1,613,280	2.29
12	413,976	1,835,076	3.43
Erreur moyenne en (%)			138.62

Tableau 3. 4: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB25 (PE)

Mois	Commandes	Prévision	Erreur
1	59,472	112,368	0.89
2	24,816	103,552	3.17
3	30,936	94,736	2.06
4	50,232	85,920	0.71
5	34,416	77,104	1.24
6	46,536	68,288	0.47
7	6,576	59,472	8.04
8	23,640	50,656	1.14
9	46,104	41,840	0.09
10	31,752	33,024	0.04
11	46,992	24,208	0.48
12	25,200	15,392	0.39
Erreur moyenne en (%)		156.13	

Tableau 3. 5: la prévision des commandes jus en 25 CL (PE)

Pour cette méthode nous n'avons pas des paramètres particuliers à ajustée pour pouvoir de lancer cette méthode.

3.3.1.3. Analyse de performance de la méthode de PE

Grâce aux résultats obtenus pour tous les types de produits, nous avons constaté que le pourcentage d'erreur absolu moyen qui est présenté dans les tableaux 3.1, 3.2, 3.3 et 3.4 et il est calculé par l'équation (1.60) expliqué dans le chapitre 1 est très élevé, supérieur à 100% pour les types de produit suivant : PET 1L, PET 2L, RB25 et jus 25 Cl, et le pourcentage d'erreur absolu moyenne pour le type de produit RB100 est égal à 52.2, et les figures 3.1, 3.2, 3.3, 3.4 et 3.5 montrent qu'il n'y a pas une liaison entre les commandes et les prévisions, et ils ne varient pas dans le même sens. Par conséquent, l'erreur de prévision a dépassé 100 % dans la plupart des types de produit, ce qui indique que la précision de cette méthode est très faible et que les résultats ne sont pas fiables, alors la méthode de point d'extrême (PE) n'est pas appropriée pour ce problème.

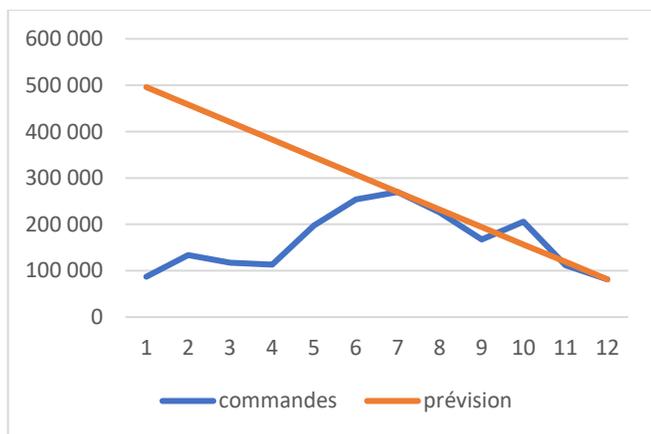


Figure 3. 1: la commande et la prévision par PE pour le produit PET 1L

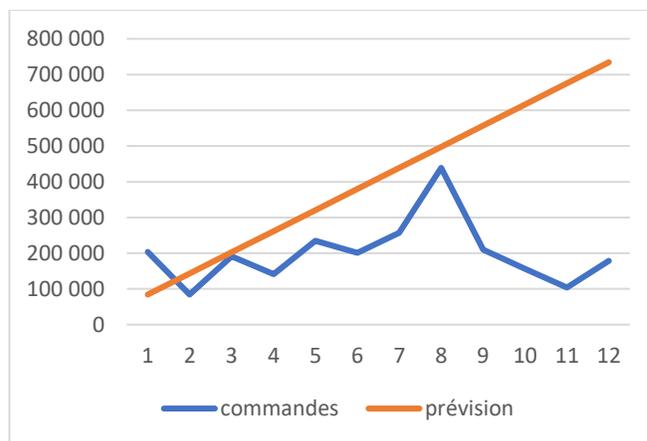


Figure 3. 2: la commande et la prévision par PE pour le produit PET 2L

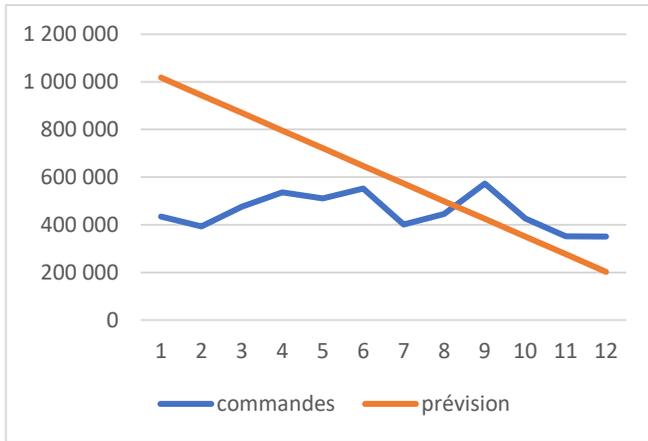


Figure 3. 3: la commande et la prévision par PE pour le produit RB100

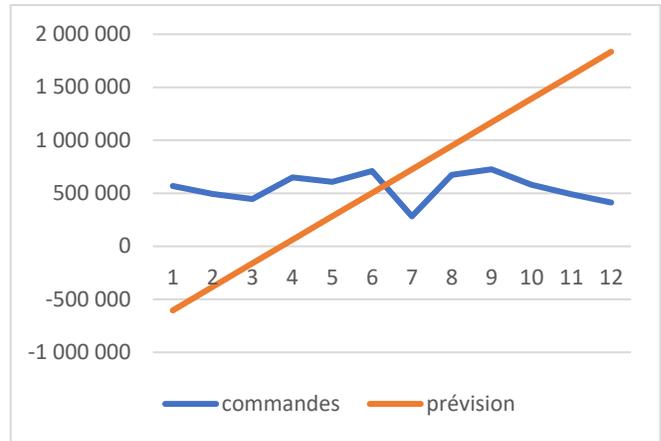


Figure 3. 4: la commande et la prévision par PE pour le produit RB25

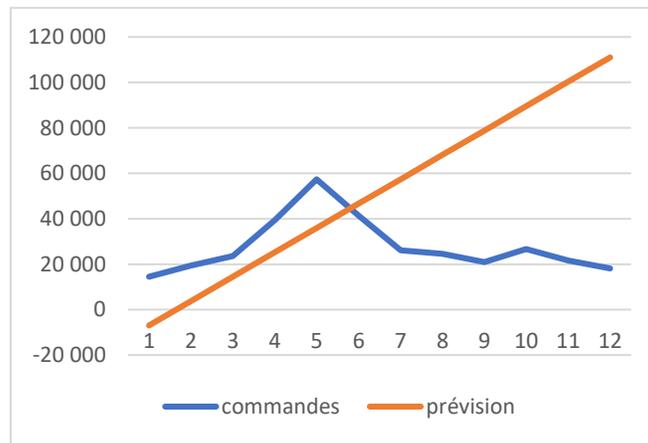


Figure 3. 5: la commande et la prévision par PE pour le produit jus 25 CL

3.3.2. Méthode de Mayer "MAYER"

3.3.2.1. Introduction à la méthode "MAYER"

La méthode d'ajustement de Mayer est une méthode pour effectuer une régression affine d'une série statique à deux variables, c'est-à-dire trouver une ligne aussi proche que possible du nuage de points. Il s'agit de diviser le nuage de points disposé par ordre croissant de son abscisse en deux sous-groupes de même taille. Nous avons appliqué cette méthode sur les données de commandes qui sont choisis.

3.3.2.2. Ajustement des paramètres de la méthode "MAYER"

Nous avons appliqué la méthode de MAYER sur les commandes et nous avons obtenu des résultats qui sont résumés dans les tableaux 3.6, 3.7, 3.8, 3.9 et 3.10.

Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	87,372	139,426.08	0.60
2	133,590	143,831.25	0.08
3	117,222	148,236.42	0.26
4	112,872	152,641.58	0.35
5	197,544	157,046.75	0.21
6	254,034	161,451.92	0.36
7	269,724	165,857.08	0.39
8	225,630	170,262.25	0.25
9	167,376	174,667.42	0.04
10	205,740	179,072.58	0.13
11	111,492	183,477.75	0.65
12	81,258	187,882.92	1.31
Erreur moyenne en (%)			38.50

Tableau 3. 6: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 1L (MAYER)

Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	435,144	508,516.33	0.17
2	392,760	498,645.00	0.27
3	475,992	488,773.67	0.03
4	536,052	478,902.33	0.11
5	511,092	469,031.00	0.08
6	551,988	459,159.67	0.17
7	400,620	449,288.33	0.12
8	445,464	439,417.00	0.01
9	573,048	429,545.67	0.25
10	426,828	419,674.33	0.02
11	351,216	409,803.00	0.17
12	350,484	399,931.67	0.14
Erreur moyenne en (%)			12.77

Tableau 3. 8: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB100 (MAYER)

Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	14,472	36,596.33	1.53
2	19,416	34,993.00	0.80
3	23,520	33,389.67	0.42
4	39,456	31,786.33	0.19
5	57,360	30,183.00	0.47
6	41,304	28,579.67	0.31
7	26,064	26,976.33	0.04
8	24,504	25,373.00	0.04
9	20,928	23,769.67	0.14
10	26,664	22,166.33	0.17
11	21,552	20,563.00	0.05
12	18,096	18,959.67	0.05
Erreur moyenne en (%)			34.96

Tableau 3. 10: la prévision des commandes jus en 25 CL (MAYER)

Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	203,454	155,790.25	0.23
2	84,234	163,823.75	0.94
3	191,166	171,857.25	0.10
4	140,874	179,890.75	0.28
5	234,828	187,924.25	0.20
6	200,688	195,957.75	0.02
7	256,656	203,991.25	0.21
8	438,882	212,024.75	0.52
9	210,222	220,058.25	0.05
10	156,540	228,091.75	0.46
11	103,422	236,125.25	1.28
12	178,728	244,158.75	0.37
Erreur moyenne en (%)			38.80

Tableau 3. 7: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 2L (MAYER)

Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	568,056	600,543.67	0.06
2	494,904	592,011.00	0.20
3	445,248	583,478.33	0.31
4	650,856	574,945.67	0.12
5	607,656	566,413.00	0.07
6	708,552	557,880.33	0.21
7	282,504	549,347.67	0.94
8	673,392	540,815.00	0.20
9	726,096	532,282.33	0.27
10	582,216	523,749.67	0.10
11	489,912	515,217.00	0.05
12	413,976	506,684.33	0.22
Erreur moyenne en (%)			22.88

Tableau 3. 9: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB25 (MAYER)

Pour cette méthode nous n'avons pas des paramètres particuliers à ajustée pour pouvoir de lancer cette méthode.

3.3.2.3. Analyse de performance de la méthode "MAYER"

Selon les résultats obtenus pour tous les types de produits, nous avons constaté que le pourcentage d'erreur absolu moyen qui est présenté dans les tableaux 3.6, 3.7, 3.8, 3.9 et 3.10 et il est calculé par l'équation (1.60) expliqué dans le chapitre 1 a dépassé le 30% pour les types de produit suivant : PET 1L, PET 2L et jus 25 Cl, donc cette méthode n'est pas appropriée pour ces types de produits, et le pourcentage d'erreur absolu moyenne pour les types de produits RB100 et RB25 est entre 10 jusqu'à 30%, donc les résultats de cette méthode pour ces types de produit est acceptable. Et les figures 3.6, 3.7, 3.8, 3.9 et 3.10 montrent que la liaison entre les commandes et les prévisions est très faible. Par conséquent, nous pouvons déduire que la précision de cette méthode est faible et que les résultats ne sont pas fiables puisque l'erreur de prévision a dépassé 30% dans la plupart des types de produit. Alors la méthode de Mayer (MAYER) n'est pas appropriée pour ce problème.

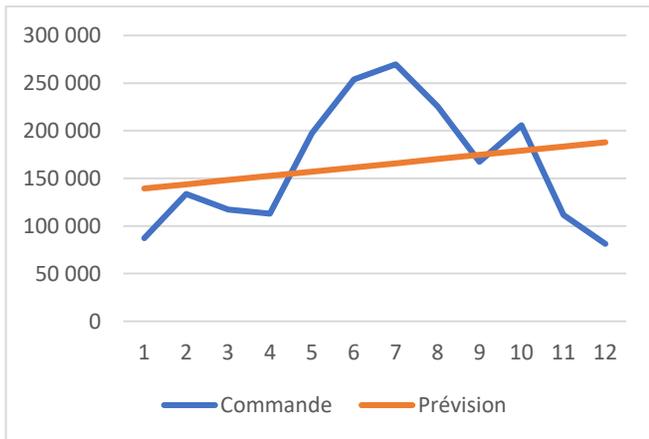


Figure 3. 6: la commande et la prévision par MAYER pour le produit gazeuses PET 1L

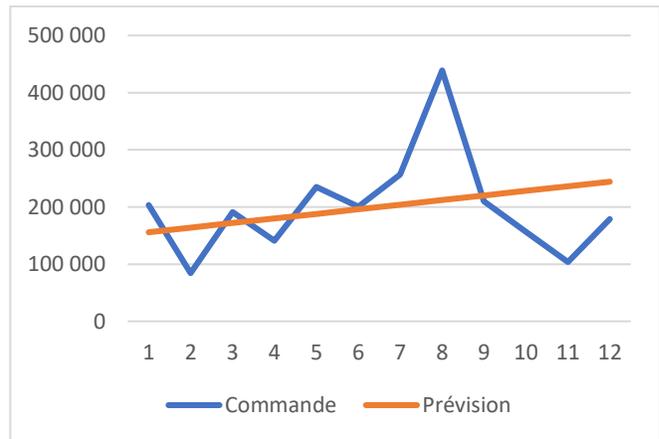


Figure 3. 7: la commande et la prévision par MAYER pour le produit gazeuses PET 2L

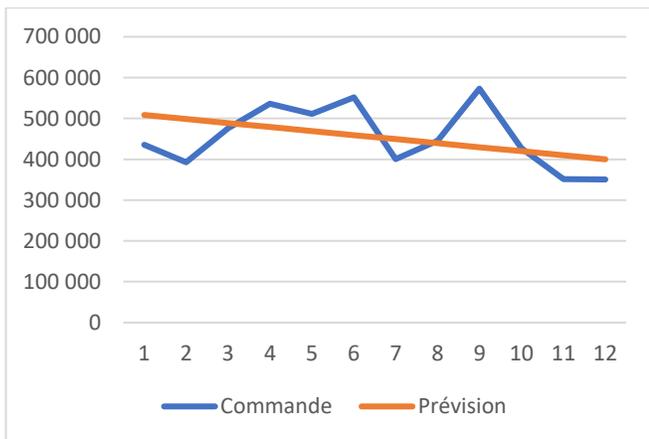


Figure 3. 8: la commande et la prévision par MAYER pour le produit gazeuses RB100

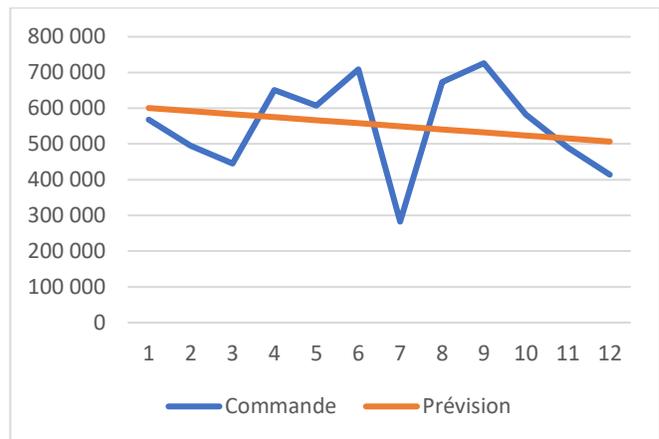


Figure 3. 9: la commande et la prévision par MAYER pour le produit gazeuses RB25

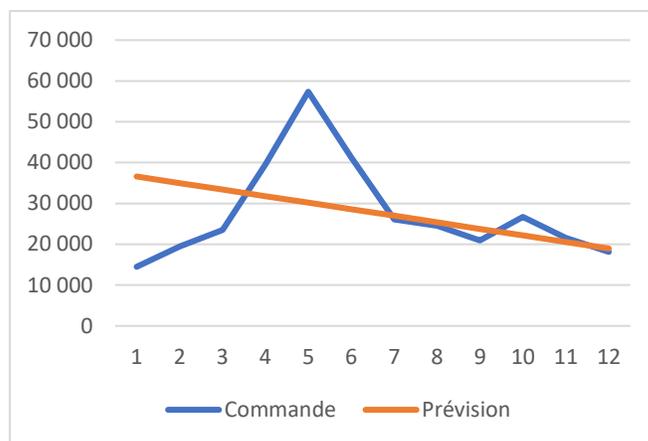


Figure 3. 10: la commande et la prévision par MAYER pour le produit jus 25 CL

3.3.3. Méthode de moyenne mobile simple "MMS"

3.3.3.1. Introduction à la méthode de MMS

Le lissage de la moyenne mobile est exprimé sous la forme d'une série de valeurs (séries temporelles) en fonction du temps. Il élimine les fluctuations les moins importantes. Nous calculons des moyennes mobiles d'ordre 2, 3, 4, 5, etc. L'ordre est le nombre de périodes (année, trimestre, mois, etc.) pour le calcul de la moyenne mobile. Nous avons appliqué cette méthode sur les données de commandes qui sont choisi.

3.3.3.2. Ajustement des paramètres de la méthode de MMS

Nous avons appliqué la méthode de MMS sur les commandes et nous avons obtenu des résultats qui sont résumés dans les tableaux 3.11, 3.12, 3.13, 3.14 et 3.15.

Ordre 2			
Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	87,372	67,203	0.23
2	133,590	72,207	0.46
3	117,222	110,481	0.06
4	112,872	125,406	0.11
5	197,544	115,047	0.42
6	254,034	155,208	0.39
7	269,724	225,789	0.16
8	225,630	261,879	0.16
9	167,376	247,677	0.48
10	205,740	196,503	0.04
11	111,492	186,558	0.67
12	81,258	158,616	0.95
Erreur moyenne en (%)			34.49

Tableau 3. 11: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 1L (MMS)

Ordre 3			
Mois	Commandes	Prévision	Erreur
1	203,454	151,782	0.25
2	84,234	166,388	0.98
3	191,166	173,682	0.09
4	140,874	159,618	0.13
5	234,828	138,758	0.41
6	200,688	188,956	0.06
7	256,656	192,130	0.25
8	438,882	230,724	0.47
9	210,222	298,742	0.42
10	156,540	301,920	0.93
11	103,422	268,548	1.60
12	178,728	156,728	0.12
Erreur moyenne en (%)			47.64

Tableau 3. 12: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 2L (MMS)

Ordre 2			
Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	435,144	499,470	0.15
2	392,760	448,632	0.14
3	475,992	413,952	0.13
4	536,052	434,376	0.19
5	511,092	506,022	0.01
6	551,988	523,572	0.05
7	400,620	531,540	0.33
8	445,464	476,304	0.07
9	573,048	423,042	0.26
10	426,828	509,256	0.19
11	351,216	499,938	0.42
12	350,484	389,022	0.11
Erreur moyenne en (%)			17.13

Tableau 3. 13: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB100 (MMS)

Ordre 5			
Mois	Commandes	Prévision	Erreur
1	568,056	626,510	0.10
2	494,904	650,179	0.31
3	445,248	560,088	0.26
4	650,856	508,454	0.22
5	607,656	542,861	0.11
6	708,552	553,344	0.22
7	282,504	581,443	1.06
8	673,392	538,963	0.20
9	726,096	584,592	0.19
10	582,216	599,640	0.03
11	489,912	594,552	0.21
12	413,976	550,824	0.33
Erreur moyenne en (%)			27.05

Tableau 3. 14: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB25 (MMS)

Ordre 2			
Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	14,472	36,096	1.49
2	19,416	19,836	0.02
3	23,520	16,944	0.28
4	39,456	21,468	0.46
5	57,360	31,488	0.45
6	41,304	48,408	0.17
7	26,064	49,332	0.89
8	24,504	33,684	0.37
9	20,928	25,284	0.21
10	26,664	22,716	0.15
11	21,552	23,796	0.10
12	18,096	24,108	0.33
Erreur moyenne en (%)			41.12

Tableau 3. 15: la prévision des commandes jus en 25 CL (MMS)

Pour chaque type de produit, nous avons calculé la prévision en fonction de plusieurs ordres et sélectionné le meilleur ordre, ce qui nous fournit le plus petit pourcentage d'erreur absolue moyenne, et nous avons constaté que l'ordre 2 donne un meilleur résultat dans la plupart des types de produits.

3.3.3.3. Analyse de performance de la méthode de MMS

Selon les résultats obtenus pour tous les types de produits, nous avons constaté que le pourcentage d'erreur absolu moyen qui est présenté dans les tableaux : 3.11, 3.12, 3.13, 3.14 et 3.15, et il est calculé par l'équation (1.60) expliqué dans le chapitre 1 a dépassé le 30% pour les types de produit suivant : PET 1L, PET 2L et jus 25 Cl, donc cette méthode n'est pas appropriée pour ces types de produits, et le pourcentage d'erreur absolue moyenne pour les types de produits RB100 et RB25 est entre 10 jusqu'à 30%, donc les résultats de cette méthode pour ces types de produit est acceptable. Par conséquent, nous pouvons déduire que la précision de cette méthode est faible et que les résultats ne sont pas fiables puisque l'erreur de prévision a dépassé 30% dans la plupart des types de produit.

Alors la méthode de moyenne mobile simple (MMS) n'est pas appropriée pour ce problème.

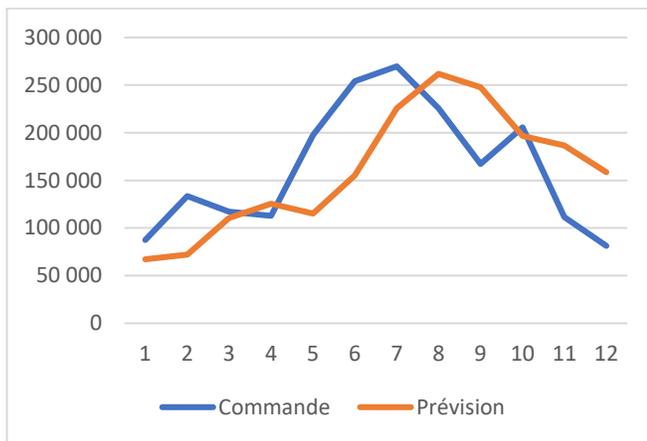


Figure 3. 11: la commande et la prévision par MMS pour l'ordre 2

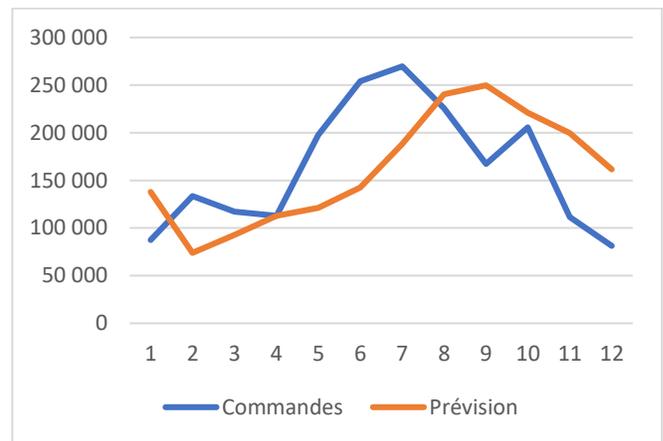


Figure 3. 12: la commande et la prévision par MMS pour l'ordre 3

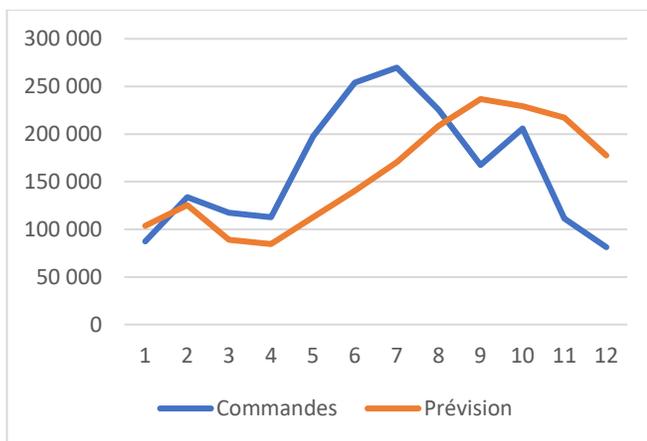


Figure 3. 13: la commande et la prévision par MMS pour l'ordre 4

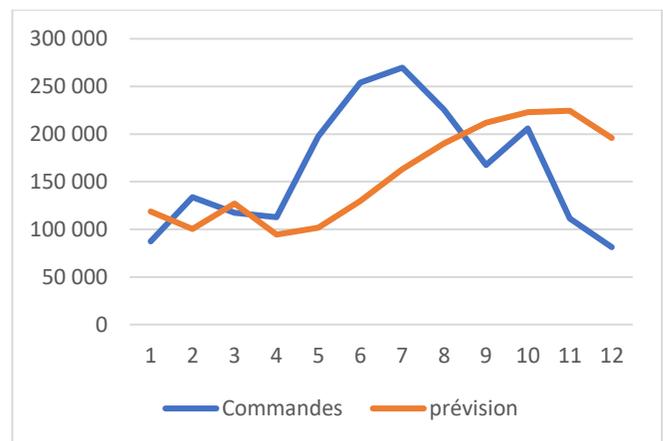


Figure 3. 14: la commande et la prévision par MMS pour l'ordre 5

Les figures 3.11, 3.12, 3.13 et 3.14 montrent le comportement de graphe de prévision pour le produit PET 1L et nous avons remarqué que la stabilité de graphe de prévision s'augmente avec l'augmentation de l'ordre et ce comportement est le même pour les autres types de produits.

3.3.4. Méthode de moyenne mobile pondérée "MMP"

3.3.4.1. Introduction à la méthode de MMP

Compte tenu de la lenteur de la réponse de la moyenne mobile simple, les analystes techniques tentent naturellement de pallier ce défaut en compliquant légèrement la formule de la moyenne mobile simple pour obtenir une moyenne mobile pondérée. Par conséquent, le principe de la pondération d'attribuer plus de poids au cours le plus récent. Nous avons appliqué cette méthode sur les données de commandes qui sont choisis.

3.3.4.2. Ajustement des paramètres de la méthode de MMP

Nous avons appliqué la méthode de MMP sur les commandes et nous avons obtenu des résultats qui sont résumés dans les tableaux 3.16, 3.17, 3.18, 3.19 et 3.20.

W1 = 0.1, W2 = 0.1, W3 = 0.8			
Mois	Commandes	Prévision	Erreur
1	87,372	81,322.2	0.07
2	133,590	83,338.2	0.38
3	117,222	121,313.4	0.03
4	112,872	115,873.8	0.03
5	197,544	115,378.8	0.42
6	254,034	181,044.6	0.29
7	269,724	234,268.8	0.13
8	225,630	260,937.0	0.16
9	167,376	232,879.8	0.39
10	205,740	183,436.2	0.11
11	111,492	203,892.6	0.83
12	81,258	126,505.2	0.56
Erreur moyenne en (%)			28.20

Tableau 3. 16: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 1L (MMP)

W1 = 0.6, W2 = 0.1, W3 = 0.3			
Mois	Commandes	Prévision	Erreur
1	203,454	172,024.2	0.15
2	84,234	121,783.2	0.45
3	191,166	185,630.4	0.03
4	140,874	187,845.6	0.33
5	234,828	111,919.2	0.52
6	200,688	199,235.4	0.01
7	256,656	168,213.6	0.34
8	438,882	237,962.4	0.46
9	210,222	277,743.0	0.32
10	156,540	260,948.4	0.67
11	103,422	331,313.4	2.20
12	178,728	172,813.8	0.03
Erreur moyenne en (%)			46.00

Tableau 3. 17: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 2L (MMP)

W1 = 0.1, W2 = 0.1, W3 = 0.8			
Mois	Commandes	Prévision	Erreur
1	435,144	486,588.0	0.12
2	392,760	448,009.2	0.14
3	475,992	403,934.4	0.15
4	536,052	463,584.0	0.14
5	511,092	515,716.8	0.01
6	551,988	510,078.0	0.08
7	400,620	546,304.8	0.36
8	445,464	426,804.0	0.04
9	573,048	451,632.0	0.21
10	426,828	543,046.8	0.27
11	351,216	443,313.6	0.26
12	350,484	380,960.4	0.09
Erreur moyenne en (%)			15.58

Tableau 3. 18: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB100 (MMP)

W1 = 0.3, W2 = 0.1, W3 = 0.6			
Mois	Commandes	Prévision	Erreur
1	568,056	592,051.2	0.04
2	494,904	540,004.8	0.09
3	445,248	520,320.0	0.17
4	650,856	487,056.0	0.25
5	607,656	583,509.6	0.04
6	708,552	563,253.6	0.21
7	282,504	681,153.6	1.41
8	673,392	422,654.4	0.37
9	726,096	644,851.2	0.11
10	582,216	587,748.0	0.01
11	489,912	623,956.8	0.27
12	413,976	569,997.6	0.38
Erreur moyenne en (%)			27.95

Tableau 3. 19: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB25 (MMP)

W1 = 0.1, W2 = 0.1, W3 = 0.8			
Mois	Commandes	Prévision	Erreur
1	14,472	28,034.4	0.94
2	19,416	18,796.8	0.03
3	23,520	19,500.0	0.17
4	39,456	22,204.8	0.44
5	57,360	35,858.4	0.37
6	41,304	52,185.6	0.26
7	26,064	42,724.8	0.64
8	24,504	30,717.6	0.25
9	20,928	26,340.0	0.26
10	26,664	21,799.2	0.18
11	21,552	25,874.4	0.20
12	18,096	22,000.8	0.22
Erreur moyenne en (%)			33.05

Tableau 3. 20: la prévision des commandes jus en 25 CL (MMP)

Nous avons utilisé 3 poids dans cette méthode et défini les paramètres pour lancer cette méthode. Nous avons utilisé une grille contenant différents groupes de poids possibles, et nous avons choisi le poids qui nous a apporté le moins d'erreur. Le tableau 3.21 représente un exemple sur les poids possibles.

Poids	$w_1=0.1$		0.1		0.1		0.1	
	$w_2=0.1$	$w_3=0.8$	0.2	0.7	0.3	0.6	0.4	0.5
Erreur	33.05		35.36		38.2		41.04	
Poids	0.1		0.1		0.1		0.1	
	0.5	0.4	0.6	0.3	0.7	0.2	0.8	0.1
Erreur	43.89		46.73		49.57		53.08	
Poids	0.2		0.2		0.2		0.2	
	0.1	0.7	0.2	0.6	0.3	0.5	0.4	0.4
Erreur	35.28		28.29		28.62		28.99	
Poids	0.2		0.2		0.2		0.3	
	0.5	0.3	0.6	0.2	0.7	0.1	0.1	0.6
Erreur	29.36		29.74		30.11		27.95	
Poids	0.3		0.3		0.3		0.3	
	0.2	0.5	0.3	0.4	0.4	0.3	0.5	0.2
Erreur	40.9		43.74		47.09		50.66	
Poids	0.3		0.4		0.4		0.4	
	0.6	0.1	0.1	0.5	0.2	0.4	0.3	0.3
Erreur	54.22		40.82		44.09		47.66	
Poids	0.4		0.4		0.5		0.5	
	0.4	0.2	0.5	0.1	0.1	0.4	0.2	0.3
Erreur	51.22		54.79		44.66		48.23	
Poids	0.5		0.5		0.6		0.6	
	0.3	0.2	0.4	0.1	0.1	0.3	0.2	0.2
Erreur	51.79		55.36		48.8		52.36	
Poids	0.6		0.7		0.7		0.8	
	0.3	0.1	0.1	0.2	0.2	0.1	0.1	0.1
Erreur	55.93		52.93		56.5		57.09	

Tableau 3. 21: la grille des poids

3.3.4.3. Analyse de performance de la méthode de MMP

Selon les résultats obtenus pour tous les types de produits, nous avons constaté que le pourcentage d'erreur absolu moyen qui est présenté dans les tableaux: 3.16, 3.17, 3.18, 3.19 et 3.20, et il est calculé par l'équation (1.60) expliqué dans le chapitre 1 a dépassé le 30% pour les types de produit suivant : PET 2L et jus 25 Cl, donc cette méthode n'est pas appropriée pour ces types de produits, et le pourcentage d'erreur absolue moyenne pour les types de produits PET 1L, RB100 et RB25 est entre 10 jusqu'à 30%, donc les résultats de cette méthode pour ces types de produit est acceptable. Et les graphes 3.15, 3.16, 3.17, 3.18 et 3.19 montrent l'effet de lissage et élimination les fluctuations pour chaque prévision. Par conséquent, nous pouvons déduire que la précision de cette méthode est acceptable et les résultats sont un peu fiables puisque l'erreur de

prévision est entre 10 jusqu'à 30% dans la plupart des types de produit. Alors la méthode de moyenne mobile pondérée (MMP) est appropriée pour ce problème.

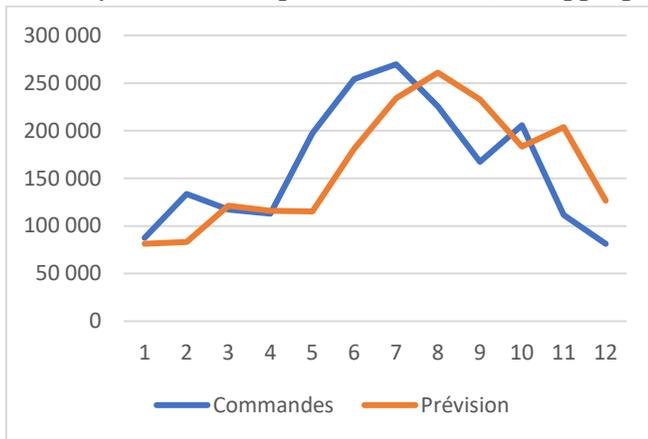


Figure 3. 16: la commande et la prévision par MMP pour le produit gazeuses PET 1L

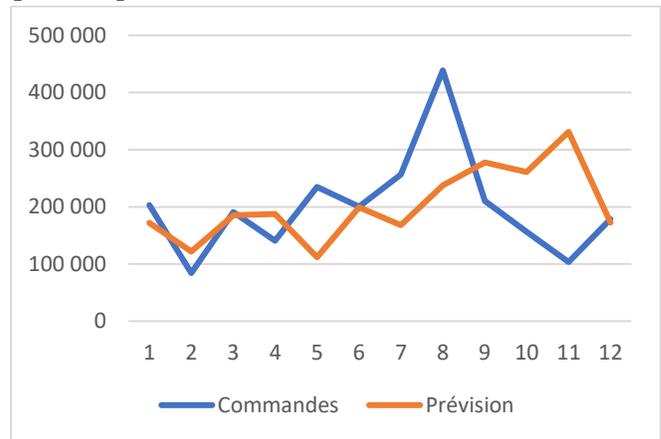


Figure 3. 17: la commande et la prévision par MMP pour le produit gazeuses PET 2L

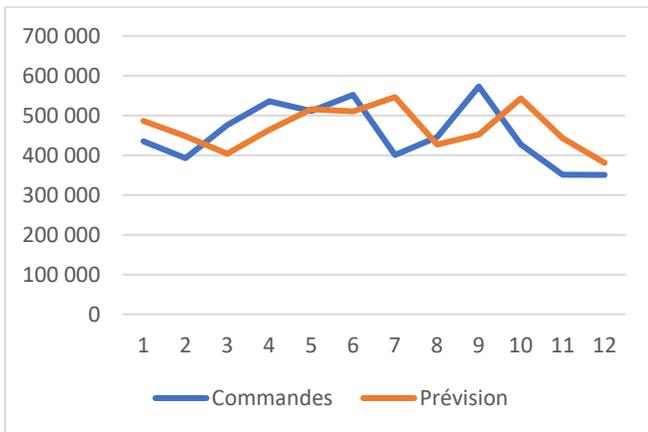


Figure 3. 18: la commande et la prévision par MMP pour le produit gazeuses RB100

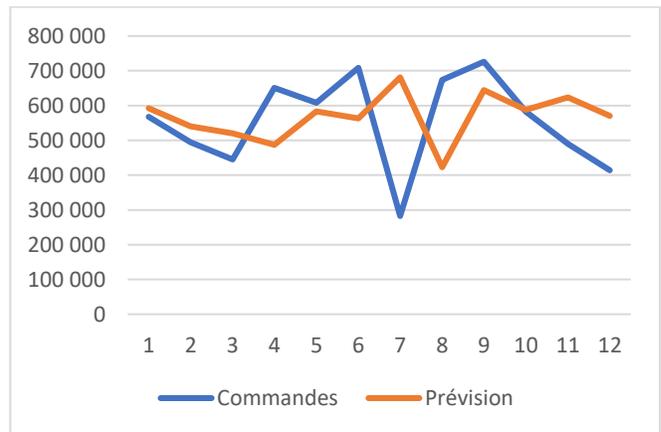


Figure 3. 19: la commande et la prévision par MMP pour le produit gazeuses RB25

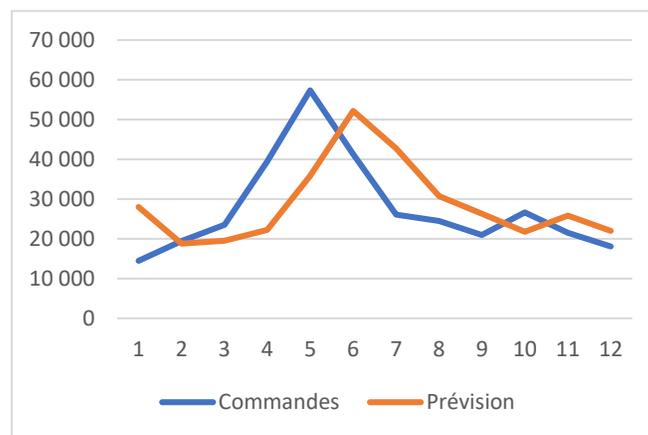


Figure 3. 15: la commande et la prévision par MMP pour le produit jus 25 CL

3.3.5. Méthode de moyenne mobile double "MMD"

3.3.5.1. Introduction à la méthode de MMD

La technique de la moyenne mobile double est appliquée deux fois, une fois aux données d'origine, puis aux données de moyenne mobile unique qui en résultent. Cette méthode utilise ensuite les deux ensembles de données lissées pour faire des projections.

Cette méthode est idéale pour les données historiques présentant une tendance mais pas de saisonnalité. Elle permet d'obtenir une prévision en ligne droite et inclinée.

Nous avons appliqué cette méthode sur les données de commandes qui sont choisi.

3.3.5.2. Ajustement des paramètres de la méthode de MMD

Nous avons appliqué la méthode de MMD sur les commandes et nous avons obtenu des résultats qui sont résumés dans les tableaux 3.22, 3.23, 3.24, 3.25 et 3.26.

Ordre 3			
Mois	Commandes	Prévision	Erreur
1	87,372	140,242.67	0.61
2	133,590	959.33	0.99
3	117,222	74,957.33	0.36
4	112,872	151,969.33	0.35
5	197,544	145,934.67	0.26
6	254,034	176,636.67	0.30
7	269,724	263,167.33	0.02
8	225,630	340,548.67	0.51
9	167,376	297,134.67	0.78
10	205,740	188,636.67	0.08
11	111,492	151,887.33	0.36
12	81,258	96,589.33	0.19
Erreur moyenne en (%)			40.12

Tableau 3. 22: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 1L (MMD)

Ordre 2			
Mois	Commandes	Prévision	Erreur
1	203,454	184,716	0.09
2	84,234	55,599	0.34
3	191,166	185,961	0.03
4	140,874	131,556	0.07
5	234,828	194,340	0.17
6	200,688	209,682	0.04
7	256,656	247,665	0.04
8	438,882	239,586	0.45
9	210,222	466,866	1.22
10	156,540	301,335	0.92
11	103,422	42,210	0.59
12	178,728	76,581	0.57
Erreur moyenne en (%)			37.84

Tableau 3. 23: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 2L (MMD)

Ordre 3			
Mois	Commandes	Prévision	Erreur
1	435,144	508,965.33	0.17
2	392,760	377,102.67	0.04
3	475,992	322,213.33	0.32
4	536,052	408,784.00	0.24
5	511,092	516,198.67	0.01
6	551,988	582,728.00	0.06
7	400,620	593,116.00	0.48
8	445,464	444,596.00	0.00
9	573,048	406,760.00	0.29
10	426,828	467,820.00	0.10
11	351,216	498,108.00	0.42
12	350,484	414,300.00	0.18
Erreur moyenne en (%)			19.21

Tableau 3. 24: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB100 (MMD)

Ordre 5			
Mois	Commandes	Prévision	Erreur
1	568,056	496,898.88	0.13
2	494,904	580,565.76	0.17
3	445,248	386,648.64	0.13
4	650,856	323,472.00	0.50
5	607,656	473,345.28	0.22
6	708,552	534,061.44	0.25
7	282,504	645,853.44	1.29
8	673,392	526,863.36	0.22
9	726,096	633,294.72	0.13
10	582,216	655,727.04	0.13
11	489,912	623,979.84	0.27
12	413,976	505,043.52	0.22
Erreur moyenne en (%)			30.43

Tableau 3. 25: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB25 (MMD)

Ordre 2			
Mois	Commandes	Prévision	Erreur
1	14,472	32,820	1.27
2	19,416	-21,624	2.11
3	23,520	26,652	0.13
4	39,456	25,992	0.34
5	57,360	41,508	0.28
6	41,304	65,328	0.58
7	26,064	50,256	0.93
8	24,504	18,036	0.26
9	20,928	16,884	0.19
10	26,664	20,148	0.24
11	21,552	24,876	0.15
12	18,096	24,420	0.35
Erreur moyenne en (%)			57.06

Tableau 3. 26: la prévision des commandes jus en 25 CL (MMD)

Pour chaque type de produit, nous avons calculé la prévision en fonction de plusieurs ordres 2, 3, 4 et 5 puis nous avons sélectionné le meilleur ordre, ce qui nous fournit le plus petit pourcentage d'erreur absolue moyenne.

3.3.5.3. Analyse de performance de la méthode de MMD

Selon les résultats obtenus pour tous les types de produits, nous avons constaté que le pourcentage d'erreur absolu moyen qui est présenté dans les tableaux : 3.22, 3.23, 3.24, 3.25 et 3.26, et il est calculé par l'équation (1.60) expliqué dans le chapitre 1 a dépassé le 30% pour les types de produit suivant : PET 1L, PET 2L, RB25 et jus 25 Cl, et pour le type de produits RB100 le pourcentage d'erreur absolu moyen est entre 10 jusqu'à 30%. Par conséquent, nous pouvons déduire que la précision de cette méthode est faible et que les résultats ne sont pas fiables puisque l'erreur de prévision a dépassé 30% dans la plupart des types de produit. Alors la méthode de moyenne mobile double (MMD) n'est pas appropriée pour ce problème.

Les figures 3.20, 3.21, 3.22 et 3.23 montrent le comportement de graphe de prévision pour le produit PET 1L et nous avons remarqué que la stabilité de graphe de prévision s'augmente avec l'augmentation de l'ordre et ce comportement est le même pour les autres types de produits.

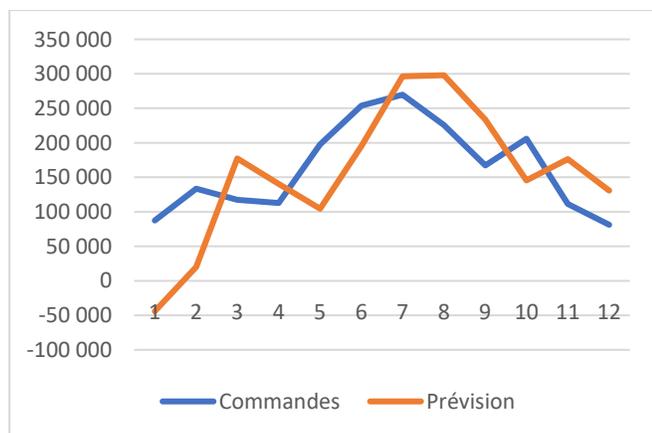


Figure 3. 20: la commande et la prévision par MMD pour l'ordre 2

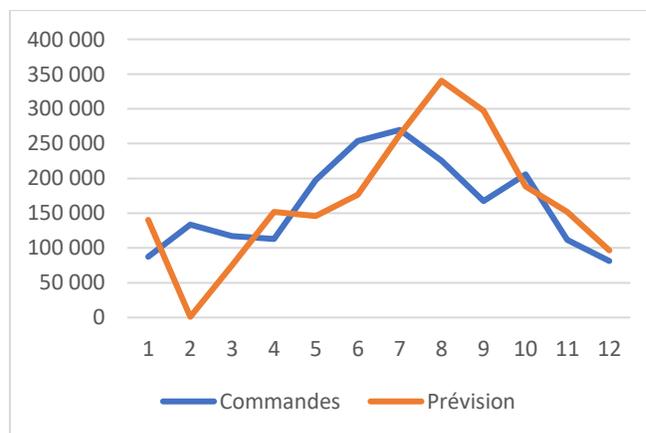


Figure 3. 21: la commande et la prévision par MMD pour l'ordre 3

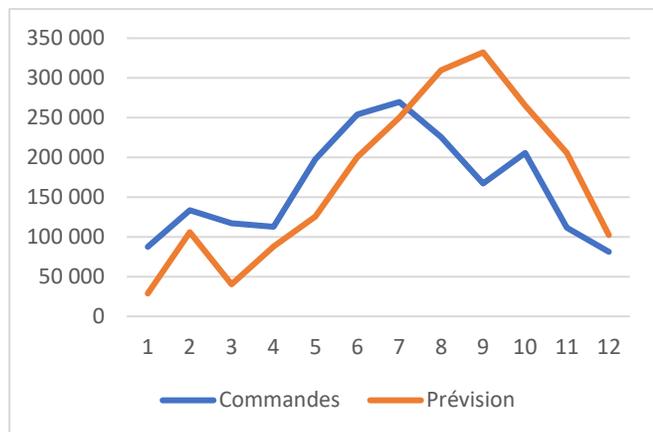


Figure 3. 22: la commande et la prévision par MMD pour l'ordre 4

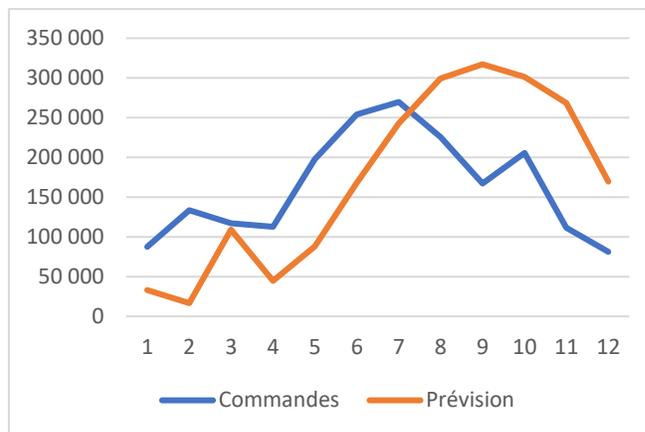


Figure 3. 23: la commande et la prévision par MMD pour l'ordre 5

3.3.6. Méthode de lissage exponentiel simple "LES"

3.3.6.1. Introduction à la méthode de LES

Le principe de fonctionnement du lissage exponentiel est similaire aux moyennes mobiles, en supprimant leur contenu aléatoire en "lissant" les observations historiques. Cependant, le processus mathématique utilisé pour réaliser ce lissage est quelque peu différent du processus mathématique utilisé dans les moyennes mobiles. Le lissage exponentiel applique le plus grand poids à l'observation la plus récente, et des poids décroissants aux valeurs plus anciennes.

Nous avons appliqué cette méthode sur les données de commandes qui sont choisi.

3.3.6.2. Ajustement des paramètres de la méthode de LES

Nous avons appliqué la méthode de LES sur les commandes et nous avons obtenu des résultats qui sont résumés dans les tableaux 3.27, 3.28, 3.29, 3.30 et 3.31.

$\alpha = 0.9$			
Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	87,372	57,042	0.35
2	133,590	84,339.00	0.37
3	117,222	128,664.90	0.10
4	112,872	118,366.29	0.05
5	197,544	113,421.43	0.43
6	254,034	189,131.74	0.26
7	269,724	247,543.77	0.08
8	225,630	267,505.98	0.19
9	167,376	229,817.60	0.37
10	205,740	173,620.16	0.16
11	111,492	202,528.02	0.82
12	81,258	120,595.60	0.48
Erreur moyenne en (%)			30.34

Tableau 3. 27: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 1L (LES)

$\alpha = 0.1$			
Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	203,454	233,358	0.15
2	84,234	230,367.60	1.73
3	191,166	215,754.24	0.13
4	140,874	213,295.42	0.51
5	234,828	206,053.27	0.12
6	200,688	208,930.75	0.04
7	256,656	208,106.47	0.19
8	438,882	212,961.43	0.51
9	210,222	235,553.48	0.12
10	156,540	233,020.33	0.49
11	103,422	225,372.30	1.18
12	178,728	213,177.27	0.19
Erreur moyenne en (%)			44.78

Tableau 3. 28: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 2L (LES)

$\alpha = 0.7$			
Mois	Commandes	Prévision	Erreur
1	435,144	462,120	0.06
2	392,760	443,236.80	0.13
3	475,992	407,903.04	0.14
4	536,052	455,565.31	0.15
5	511,092	511,905.99	0.00
6	551,988	511,336.20	0.07
7	400,620	539,792.46	0.35
8	445,464	442,371.74	0.01
9	573,048	444,536.32	0.22
10	426,828	534,494.50	0.25
11	351,216	459,127.95	0.31
12	350,484	383,589.58	0.09
Erreur moyenne en (%)			14.93

Tableau 3. 29 : la prévision des commandes de boissons gazeuses RB100 (LES)

$\alpha = 0.1$			
Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	568,056	555,240.0	0.02
2	494,904	556,521.6	0.12
3	445,248	550,359.8	0.24
4	650,856	539,848.7	0.17
5	607,656	550,949.4	0.09
6	708,552	556,620.1	0.21
7	282,504	571,813.2	1.02
8	673,392	542,882.3	0.19
9	726,096	555,933.3	0.23
10	582,216	572,949.6	0.02
11	489,912	573,876.2	0.17
12	413,976	565,479.8	0.37
Erreur moyenne en (%)			23.89

Tableau 3. 30 : la prévision des commandes de boissons gazeuses RB25 (LES)

$\alpha = 0.9$			
Mois	Commandes	Prévision	Erreur
1	14,472	25,200	0.74
2	19,416	15,544.80	0.20
3	23,520	19,028.88	0.19
4	39,456	23,070.89	0.42
5	57,360	37,817.49	0.34
6	41,304	55,405.75	0.34
7	26,064	42,714.17	0.64
8	24,504	27,729.02	0.13
9	20,928	24,826.50	0.19
10	26,664	21,317.85	0.20
11	21,552	26,129.39	0.21
12	18,096	22,009.74	0.22
Erreur moyenne en (%)			31.79

Tableau 3. 31: la prévision des commandes jus en 25 CL (LES)

Dans cette méthode nous avons un seul paramètre ajusté " α " qui varie entre 0.1 et 0.9 et pour définir la valeur de " α " qui est appropriée, nous avons calculé le pourcentage de l'erreur absolu moyen de prévision en fonction de chaque valeur de " α " pour chaque type de produit puis nous avons choisi le paramètre α qui nous donne la plus petit de pourcentage de l'erreur absolue moyen de prévision.

3.3.6.3. Analyse de performance de la méthode de LES

Selon les résultats obtenus pour tous les types de produits, nous avons constaté que le pourcentage d'erreur absolu moyen qui est présenté dans les tableaux : 3.27, 3.28, 3.29, 3.30 et 3.31, et il est calculé par l'équation (1.60) expliqué dans le chapitre 1 a dépassé le 30% pour les types de produit suivant : PET 1L, PET 2L et jus 25 Cl, et pour le type de produits RB100 et RB25, le pourcentage d'erreur absolu moyen est entre 10 jusqu'à 30%. Par conséquent, nous pouvons déduire que la précision de cette méthode est faible et les résultats ne sont pas fiables puisque

l'erreur de prévision a dépassé 30% dans la plupart des types de produit. Alors la méthode de lissage exponentiel simple (LES) n'est pas appropriée pour ce problème.

Selon les figures 3.24, 3.25, 3.26, 3.27 et 3.28 nous avons trouvé que dans cette méthode, l'effet de lissage sur la prévision pour le type de produit PET 2L et RB 25 est plus grand par rapport les autres types de produit.

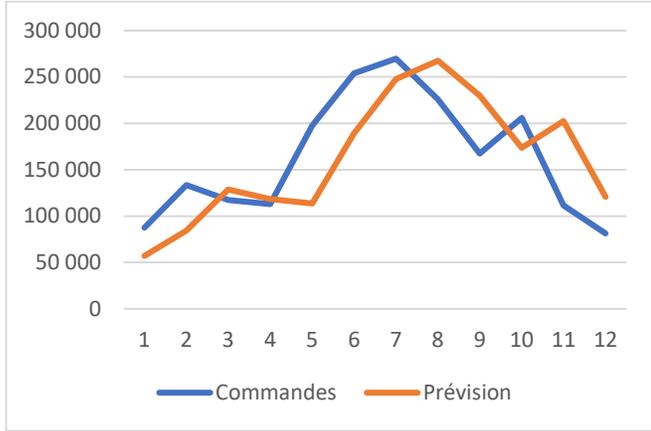


Figure 3. 24: la commande et la prévision par LES pour le produit gazeuses PET 1L

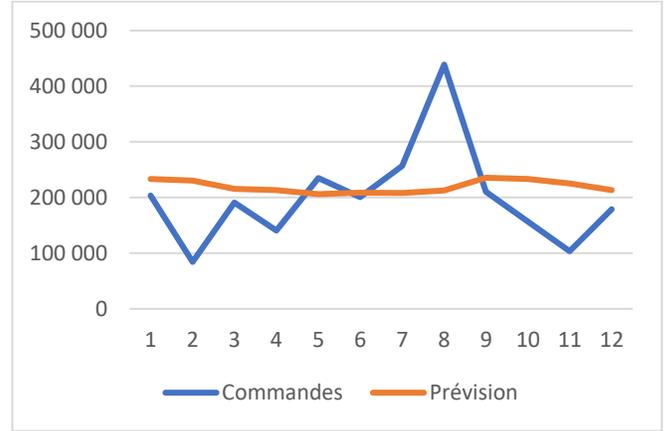


Figure 3. 25: la commande et la prévision par LES pour le produit gazeuses PET 2L

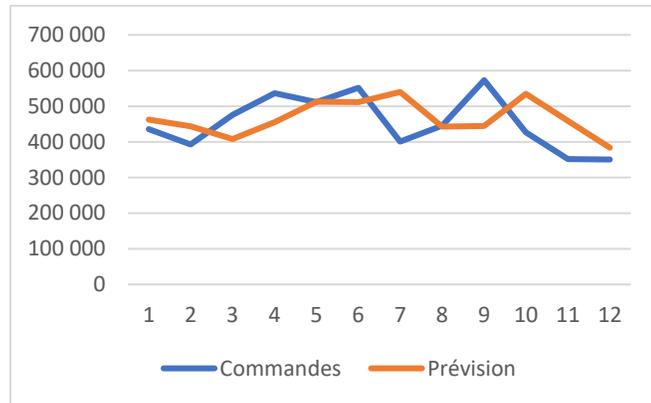


Figure 3. 26: la commande et la prévision par LES pour le produit gazeuses RB100

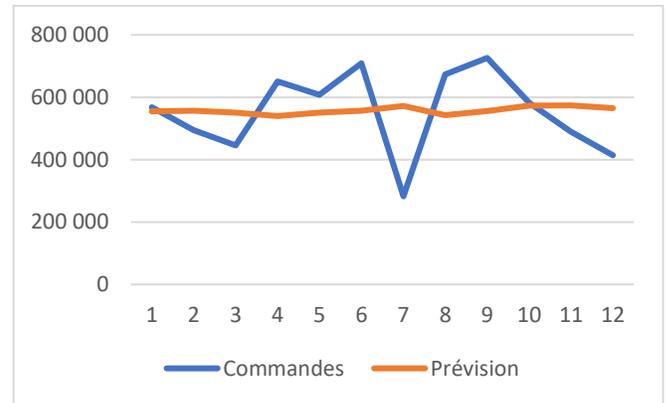


Figure 3. 27: la commande et la prévision par LES pour le produit gazeuses RB25

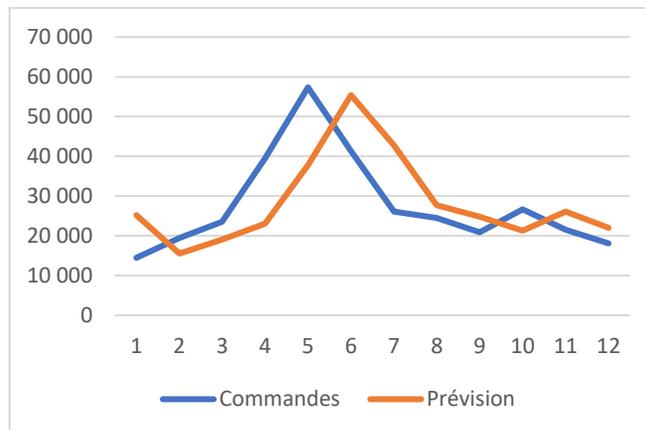


Figure 3. 28: la commande et la prévision par LES pour le produit jus 25 CL

3.3.7. Méthode de lissage exponentiel double "LED"

3.3.7.1. Introduction à la méthode de LED

Le lissage exponentiel double fonctionne de la même façon que les moyennes mobiles doubles, sans souffrir de ces deux limitations. Le concept de base implicitement contenu dans le lissage exponentiel double est tout à fait analogue à celui des moyennes mobiles doubles. Nous utilisons le lissage exponentiel double quand il y a une tendance. Nous avons appliqué cette méthode sur les données de commandes qui sont choisis.

3.3.7.2. Ajustement des paramètres de la méthode de LED

Nous avons appliqué la méthode de LED sur les commandes et nous avons obtenu des résultats qui sont résumés dans les tableaux 3.32, 3.33, 3.34, 3.35 et 3.36.

$\alpha = 0.9, \beta = 0.1$			
Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	87,372	97,421.50	0.12
2	133,590	142,282.82	0.07
3	117,222	129,782.27	0.11
4	112,872	123,095.29	0.09
5	197,544	205,331.78	0.04
6	254,034	268,779.63	0.06
7	269,724	289,330.41	0.07
8	225,630	245,967.85	0.09
9	167,376	182,129.73	0.09
10	205,740	212,398.44	0.03
11	111,492	121,520.53	0.09
12	81,258	81,598.51	0.00
Erreur moyenne en (%)			7.11

Tableau 3. 32: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 1L (LED)

$\alpha = 0.9, \beta = 0.1$			
Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	203,454	199,317.04	0.02
2	84,234	81,657.47	0.03
3	191,166	175,986.08	0.08
4	140,874	136,996.05	0.03
5	234,828	226,460.53	0.04
6	200,688	202,361.45	0.01
7	256,656	255,209.25	0.01
8	438,882	441,027.98	0.00
9	210,222	233,043.31	0.11
10	156,540	157,045.75	0.00
11	103,422	96,813.65	0.06
12	178,728	165,938.14	0.07
Erreur moyenne en (%)			3.83

Tableau 3. 33: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 2L (LED)

$\alpha = 0.9, \beta = 0.1$			
Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	435,144	448,896.16	0.03
2	392,760	405,711.92	0.03
3	475,992	482,627.50	0.01
4	536,052	549,181.27	0.02
5	511,092	529,944.61	0.04
6	551,988	566,811.25	0.03
7	400,620	419,309.50	0.05
8	445,464	447,272.83	0.00
9	573,048	576,214.53	0.01
10	426,828	444,065.91	0.04
11	351,216	354,443.76	0.01
12	350,484	344,466.36	0.02
Erreur moyenne en (%)			2.41

Tableau 3. 34: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB100 (LED)

$\alpha = 0.9, \beta = 0.2$			
Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	568,056	530,394.88	0.07
2	494,904	458,497.21	0.07
3	445,248	404,232.18	0.09
4	650,856	628,245.17	0.03
5	607,656	608,060.42	0.00
6	708,552	714,936.83	0.01
7	282,504	264,343.36	0.06
8	673,392	644,711.97	0.04
9	726,096	744,831.55	0.03
10	582,216	596,080.71	0.02
11	489,912	479,021.66	0.02
12	413,976	387,265.14	0.06
Erreur moyenne en (%)			4.33

Tableau 3. 35: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB25 (LED)

$\alpha = 0.9, \beta = 0.2$			
Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	14,472	17,246.72	0.19
2	19,416	22,062.66	0.14
3	23,520	26,500.18	0.13
4	39,456	43,618.38	0.11
5	57,360	63,917.29	0.11
6	41,304	47,426.39	0.15
7	26,064	28,216.07	0.08
8	24,504	24,222.86	0.01
9	20,928	20,012.07	0.04
10	26,664	25,950.74	0.03
11	21,552	21,152.03	0.02
12	18,096	17,011.67	0.06
Erreur moyenne en (%)			8.88

Tableau 3. 36: la prévision des commandes jus en 25 CL (LED)

Dans cette méthode, nous avons deux paramètres d'ajustement qui varient entre 0,1 et 0,9. Afin de définir des paramètres adaptés, nous créons une grille contenant différents paramètres binômes possibles (α et β), puis nous calculons le pourcentage d'erreur moyenne absolue pour chaque binôme puis nous avons choisi le binôme qui nous donne le plus petit pourcentage d'erreur moyenne absolue. Le tableau 3.37 représente un exemple sur la grille des paramètres possibles.

		Alpha								
		0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9
Beta	0.1	59.15	49.65	40.05	31.52	24.47	18.8	14.25	11.77	9.93
	0.2	58.98	47.99	36.5	26.69	19.3	14.33	11.37	9.72	8.88
	0.3	58.81	45.65	32.25	22.59	18.83	14.61	12.9	12.15	11.24
	0.4	58.36	42.77	28.41	24.45	19.04	16.5	15.31	13.76	13.9
	0.5	57.65	39.47	29.23	25.32	20.88	18.5	16.58	15.53	15.65
	0.6	56.7	35.85	31.46	25.94	21.57	19.76	16.77	17.02	16.81
	0.7	55.52	34.96	32.91	27.38	23.27	20	18.21	18.04	18.31
	0.8	54.41	35.55	33.53	27.94	23.97	19.86	19.89	19.35	20.28
	0.9	52.57	37.37	34.05	27.96	24.69	21.83	21.07	20.54	21.97

Tableau 3. 37: la grille des paramètres

3.3.7.3. Analyse de performance de la méthode de LED

À travers les résultats obtenus nous avons trouvé que le pourcentage d'erreur absolu moyen qui est présenté dans les tableaux : 3.32, 3.33, 3.34, 3.35 et 3.36, et il est calculé par l'équation (1.60) expliqué dans le chapitre 1 pour tous les types de produits est inférieur à 10 %. Et selon les figures 3.29, 3.30, 3.31, 3.32 et 3.33, nous avons remarqué que le graphe de prévision est très proche au graphe de commande pour tous les types de produits. Par conséquent, nous pouvons déduire que la précision de cette méthode est très acceptable et les résultats sont très fiables. Alors la méthode de lissage exponentiel double (LED) est très appropriée pour ce problème.

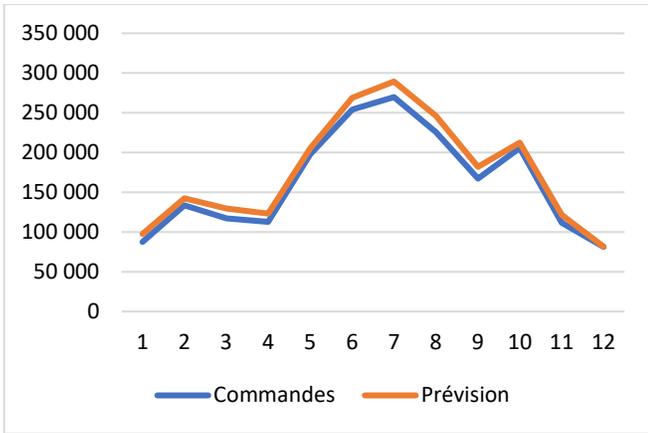


Figure 3. 29: la commande et la prévision par LED pour le produit gazeuses PET 1L

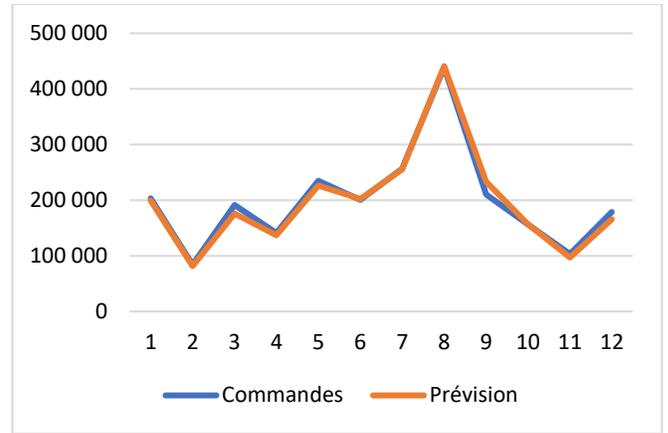


Figure 3. 30: la commande et la prévision par LED pour le produit gazeuses PET 2L

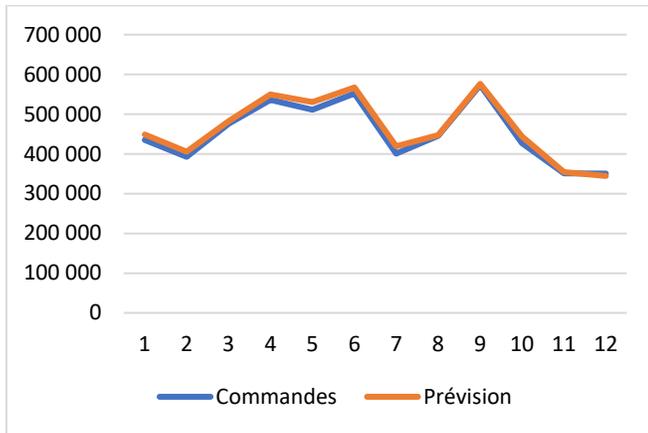


Figure 3. 31: la commande et la prévision par LED pour le produit gazeuses RB100



Figure 3. 32: la commande et la prévision par LED pour le produit gazeuses RB25

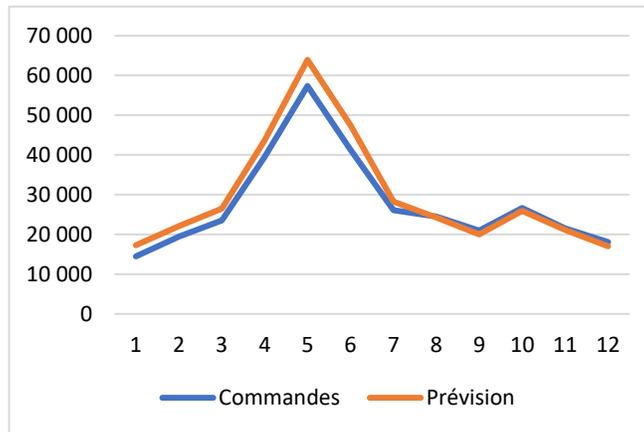


Figure 3. 33: la commande et la prévision par LED pour le produit jus 25 CL

3.3.8. Méthode de lissage exponentiel triple "LET"

3.3.8.1. Introduction à la méthode de LET

La méthode de lissage exponentiel triple (LET) Permet de prendre en compte une tendance et/ou une saisonnalité et elle est basée sur deux ou trois équations récursives. Dans cette méthode nous avons trois constantes de lissage à estimer. Nous avons appliqué cette méthode sur les données de commandes qui sont choisi.

3.3.8.2. Ajustement des paramètres de la méthode de LET

Nous avons appliqué la méthode de LET sur les commandes et nous avons obtenu des résultats qui sont résumés dans les tableaux 3.38, 3.39, 3.40, 3.41 et 3.42.

$\alpha = 0.1, \beta = 0.1, \gamma = 0.2$			
Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	87,372	171,755.16	0.97
2	133,590	91,313.56	0.32
3	117,222	419,468.29	2.58
4	112,872	319,750.85	1.83
5	197,544	395,170.25	1.00
6	254,034	391,066.98	0.54
7	269,724	771,483.71	1.86
8	225,630	75,136.07	0.67
9	167,376	68,291.92	0.59
10	205,740	1,460,934.43	6.10
11	111,492	69,879.29	0.37
12	81,258	46,163.68	0.43
Erreur moyenne en (%)			143.82

Tableau 3. 38: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 1L (LET)

$\alpha = 0.1, \beta = 0.1, \gamma = 0.1$			
Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	435,144	518,158.76	0.19
2	392,760	406,531.13	0.04
3	475,992	522,950.08	0.10
4	536,052	543,389.77	0.01
5	511,092	587,311.65	0.15
6	551,988	577,573.77	0.05
7	400,620	511,799.45	0.28
8	445,464	447,829.21	0.01
9	573,048	317,820.87	0.45
10	426,828	426,775.54	0.00
11	351,216	481,317.53	0.37
12	350,484	364,014.66	0.04
Erreur moyenne en (%)			13.93

Tableau 3. 40: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB100 (LET)

$\alpha = 0.2, \beta = 0.1, \gamma = 0.2$			
Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	203,454	134,027.70	0.34
2	84,234	133,967.84	0.59
3	191,166	140,912.05	0.26
4	140,874	211,339.26	0.50
5	234,828	175,657.09	0.25
6	200,688	279,495.80	0.39
7	256,656	303,075.88	0.18
8	438,882	533,130.72	0.21
9	210,222	484,056.13	1.30
10	156,540	189,908.05	0.21
11	103,422	114,657.51	0.11
12	178,728	113,640.72	0.36
Erreur moyenne en (%)			39.36

Tableau 3. 39: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 2L (LET)

$\alpha = 0.2, \beta = 0.1, \gamma = 0.2$			
Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	568,056	522,213.09	0.08
2	494,904	477,727.73	0.03
3	445,248	648,712.85	0.46
4	650,856	691,329.56	0.06
5	607,656	748,528.24	0.23
6	708,552	605,311.32	0.15
7	282,504	879,856.40	2.11
8	673,392	325,574.78	0.52
9	726,096	896,500.47	0.23
10	582,216	712,661.52	0.22
11	489,912	478,751.18	0.02
12	413,976	467,689.41	0.13
Erreur moyenne en (%)			35.45

Tableau 3. 41: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB25 (LET)

$\alpha = 0.2, \beta = 0.1, \gamma = 0.2$			
Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	14,472	41,742.24	1.88
2	19,416	27,744.21	0.43
3	23,520	19,659.07	0.16
4	39,456	37,417.20	0.05
5	57,360	30,151.02	0.47
6	41,304	65,834.21	0.59
7	26,064	41,331.40	0.59
8	24,504	16,251.19	0.34
9	20,928	39,517.98	0.89
10	26,664	33,115.03	0.24
11	21,552	23,881.70	0.11
12	18,096	29,478.39	0.63
Erreur moyenne en (%)			53.23

Tableau 3. 42: la prévision des commandes jus en 25 CL (LET)

Dans cette méthode nous avons trois paramètres (α , β et γ) qui varient entre 0.1 et 0.9 et pour calculer tous les paramètres possibles, nous avons trouvé beaucoup des possibilités et nous ne pouvons pas générer toutes les possibilités mais selon Philippe Marier nous pouvons prendre les valeurs des paramètres entre 0.1 et 0.2 parce qu’il est remarqué que la prévision est stable si les paramètres entre l’intervalle 0.1 et 0.2. Donc nous avons créé un tableau qui contenant tous les possibilités des paramètres entre 0.1 et 0.2 puis nous avons calculé le pourcentage de l’erreur moyen absolu pour chaque ensemble de paramètre et nous avons choisi l’ensemble de paramètre qui nous donne le plus petit pourcentage de l’erreur moyen absolu pour chaque type de produit. Le tableau 3.43 représente un exemple sur des paramètres possibles.

α	β	γ	Erreur
0.1	0.1	0.1	45.71
0.1	0.1	0.2	41.01
0.1	0.2	0.1	45.69
0.1	0.2	0.2	41.03
0.2	0.1	0.1	43.08
0.2	0.1	0.2	39.36
0.2	0.2	0.1	43.06
0.2	0.2	0.2	39.41

Tableau 3. 43: Exemple sur les paramètres possibles

3.3.8.3. Analyse de performance de la méthode de LET

À travers les résultats obtenus nous avons trouvé que le pourcentage d’erreur absolu moyen qui est présenté dans les tableaux : 3.38, 3.39, 3.40, 3.41 et 3.42, et il est calculé par l’équation (1.60) expliqué dans le chapitre 1 a dépassé le 30% pour les types de produits PET 1L, PET 2L et RB25. Et il est égale 13.93 pour le produit RB100. Selon les figures 3.34, 3.35, 3.36, 3.37 et 3.38, nous avons remarqué que l’effet de lissage pour les produits PET 1L, PET 2L, RB25 et jus 25 Cl est très petit par rapport l’effet de lissage pour le produit RB100. Par conséquent, nous pouvons déduire que la précision de cette méthode n’est pas acceptable et les résultats ne sont pas fiables

pour la plupart des types de produit. Alors la méthode de lissage exponentiel triple (LET) n'est pas appropriée pour ce problème.

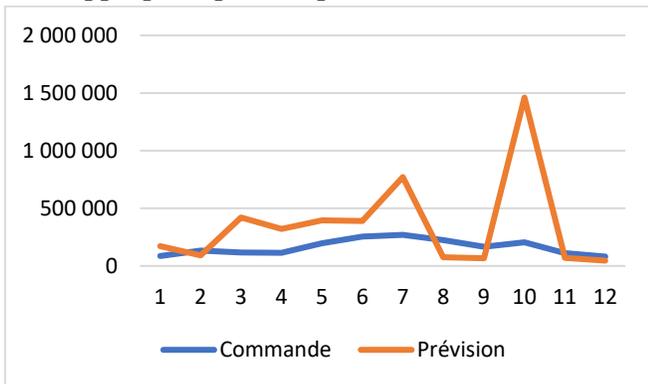


Figure 3. 35: la commande et la prévision par LET pour le produit gazeuses PET 1L

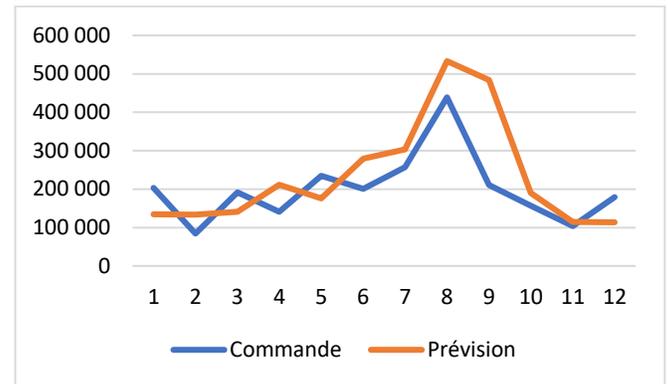


Figure 3. 36: la commande et la prévision par LET pour le produit gazeuses PET 2L

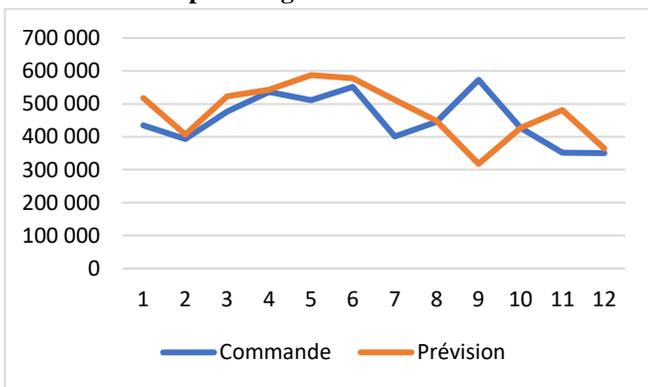


Figure 3. 37: la commande et la prévision par LET pour le produit gazeuses RB100

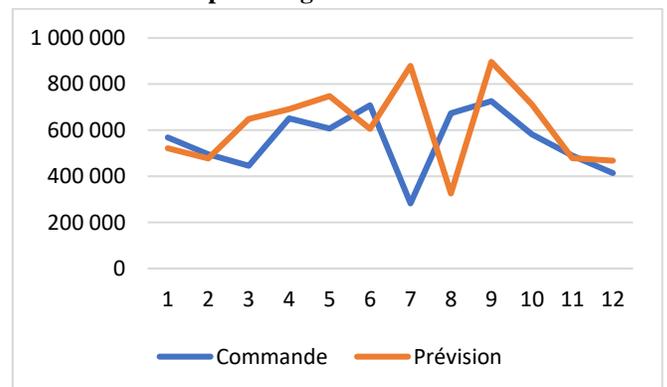


Figure 3. 38: la commande et la prévision par LET pour le produit gazeuses RB25

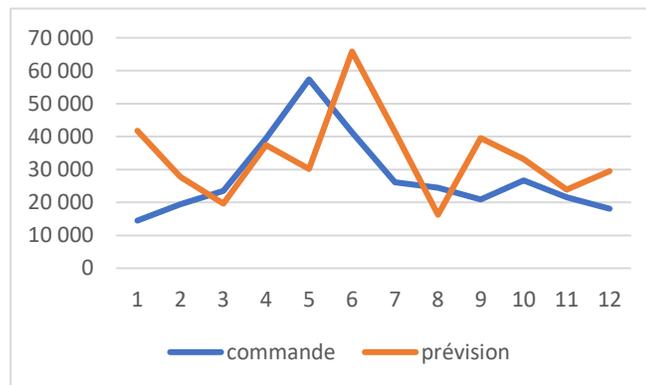


Figure 3. 34: la commande et la prévision par LET pour le produit jus 25 CL

3.3.9. Méthode de régression simple "RS"

3.3.9.1. Introduction à la méthode de RS

La régression simple implique l'utilisation d'équations linéaires pour lier les variables dépendantes et indépendantes.

« Dans un modèle de régression simple, la variable dépendante est une fonction avec une seule variable indépendante ; par conséquent, la corrélation théorique forme une ligne droite : $Y = a + bX$. » (Chtibi, 2011)

Nous avons appliqué cette méthode sur les données de commandes qui sont choisi.

3.3.9.2. Ajustement des paramètres de la méthode de RS

Nous avons appliqué la méthode de RS sur les commandes et nous avons obtenu des résultats qui sont résumés dans les tableaux 3.44, 3.45, 3.46, 3.47 et 3.48.

Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	87,372	149,693.77	0.71
2	133,590	152,232.08	0.14
3	117,222	154,770.40	0.32
4	112,872	157,308.71	0.39
5	197,544	159,847.03	0.19
6	254,034	162,385.34	0.36
7	269,724	164,923.66	0.39
8	225,630	167,461.97	0.26
9	167,376	170,000.29	0.02
10	205,740	172,538.60	0.16
11	111,492	175,076.92	0.57
12	81,258	177,615.23	1.19
Erreur moyenne en (%)			39.15

Tableau 3. 44: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 1L (RS)

Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	435,144	489,081.23	0.12
2	392,760	482,743.55	0.23
3	475,992	476,405.87	0.00
4	536,052	470,068.20	0.12
5	511,092	463,730.52	0.09
6	551,988	457,392.84	0.17
7	400,620	451,055.16	0.13
8	445,464	444,717.48	0.00
9	573,048	438,379.80	0.24
10	426,828	432,042.13	0.01
11	351,216	425,704.45	0.21
12	350,484	419,366.77	0.20
Erreur moyenne en (%)			12.70

Tableau 3. 46: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB100 (RS)

Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	14,472	30,188.62	1.09
2	19,416	29,750.32	0.53
3	23,520	29,312.03	0.25
4	39,456	28,873.73	0.27
5	57,360	28,435.44	0.50
6	41,304	27,997.15	0.32
7	26,064	27,558.85	0.06
8	24,504	27,120.56	0.11
9	20,928	26,682.27	0.27
10	26,664	26,243.97	0.02
11	21,552	25,805.68	0.20
12	18,096	25,367.38	0.40
Erreur moyenne en (%)			33.44

Tableau 3. 48: la prévision des commandes jus en 25 CL (RS)

Pour cette méthode nous n'avons pas des paramètres particuliers à ajustée pour pouvoir de lancer cette méthode.

Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	203,454	187,028.46	0.08
2	84,234	189,382.29	1.25
3	191,166	191,736.11	0.00
4	140,874	194,089.94	0.38
5	234,828	196,443.76	0.16
6	200,688	198,797.59	0.01
7	256,656	201,151.41	0.22
8	438,882	203,505.24	0.54
9	210,222	205,859.06	0.02
10	156,540	208,212.89	0.33
11	103,422	210,566.71	1.04
12	178,728	212,920.54	0.19
Erreur moyenne en (%)			35.11

Tableau 3. 45: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 2L (RS)

Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	568,056	565,800.00	0.00
2	494,904	563,584.36	0.14
3	445,248	561,368.73	0.26
4	650,856	559,153.09	0.14
5	607,656	556,937.45	0.08
6	708,552	554,721.82	0.22
7	282,504	552,506.18	0.96
8	673,392	550,290.55	0.18
9	726,096	548,074.91	0.25
10	582,216	545,859.27	0.06
11	489,912	543,643.64	0.11
12	413,976	541,428.00	0.31
Erreur moyenne en (%)			22.57

Tableau 3. 47: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB25 (RS)

3.3.9.3. Analyse de performance de la méthode de RS

Selon les résultats obtenus pour tous les types de produits, nous avons trouvé que le pourcentage d'erreur absolu moyen qui est présenté dans les tableaux : 3.44, 3.45, 3.46, 3.47 et 3.48, et il est calculé par l'équation (1.60) expliqué dans le chapitre 1 a dépassé le 30% pour les types de produit PET 1L, PET 2L et jus 25 Cl, donc cette méthode n'est pas appropriée pour ces types de produits, et le pourcentage d'erreur absolue moyenne pour les types de produits RB100 et RB25 est entre 10 jusqu'à 30%, donc les résultats de cette méthode pour ces types de produit est acceptable. Et les figures 3.39, 3.40, 3.41, 3.42 et 3.43 montent que les commandes et les prévisions varient dans le même sens mais la liaison entre eux est très faibles. Par conséquent, nous pouvons déduire que la précision de cette méthode est faible et que les résultats ne sont pas fiables puisque l'erreur de prévision a dépassé 30% dans la plupart des types de produit. Alors la méthode de régression simple (RS) n'est pas appropriée pour ce problème.

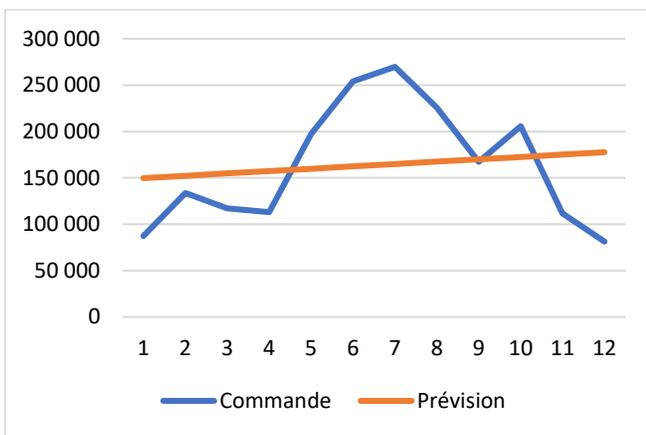


Figure 3. 39: la commande et la prévision par RS pour le produit gazeuses PET 1L

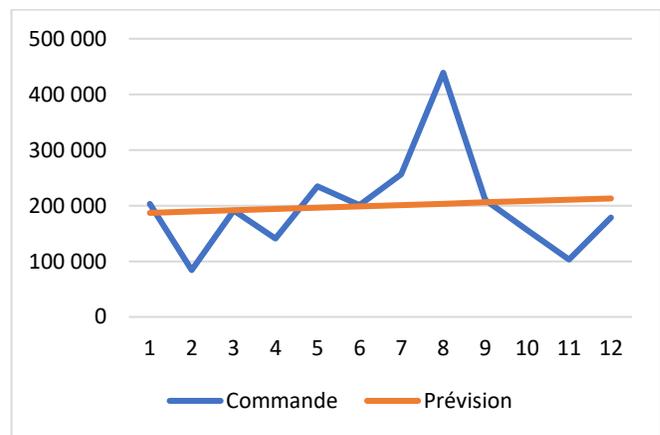


Figure 3. 40: la commande et la prévision par RS pour le produit gazeuses PET 2L

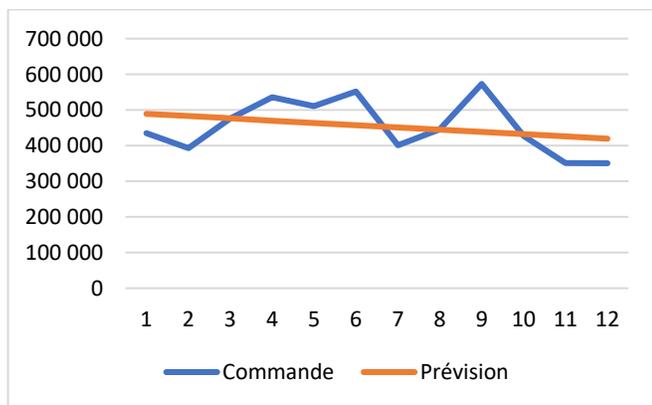


Figure 3. 41: la commande et la prévision par RS pour le produit gazeuses RB100

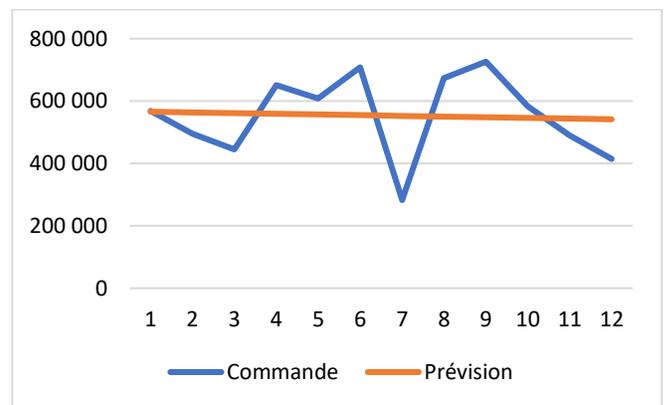


Figure 3. 42: la commande et la prévision par RS pour le produit gazeuses RB25

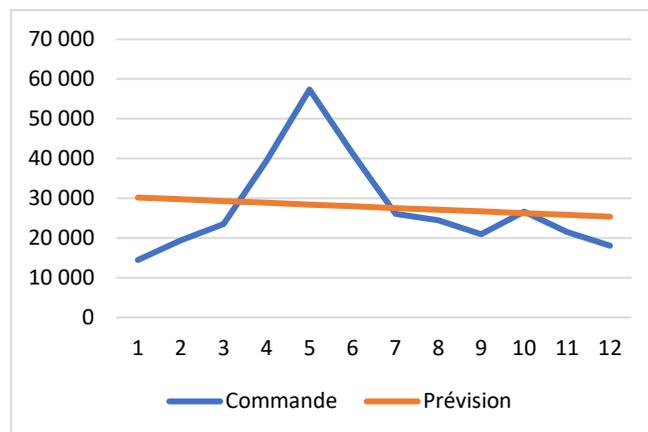


Figure 3. 43: la commande et la prévision par RS pour le produit jus 25 CL

3.3.10. Méthode de décomposition "DC"

3.3.10.1. Introduction à la méthode de DC

La décomposition des séries chronologiques consiste à considérer une série comme une combinaison de composantes de niveau, de tendance, de saisonnalité et de bruit.

La décomposition fournit un modèle abstrait utile pour penser aux séries chronologiques en général et pour mieux comprendre les problèmes lors de l'analyse et de la prévision des séries chronologiques.

Nous avons appliqué cette méthode sur les données de commandes qui sont choisi.

3.3.10.2. Ajustement des paramètres de la méthode de DC

Nous avons appliqué la méthode de DC sur les commandes et nous avons obtenu des résultats qui sont résumés dans les tableaux 3.49, 3.50, 3.51, 3.52 et 3.53.

Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	87,372	103,112	0.18
2	133,590	104,860	0.22
3	117,222	106,608	0.09
4	112,872	180,854	0.60
5	197,544	183,773	0.07
6	254,034	186,691	0.27
7	269,724	222,623	0.17
8	225,630	226,050	0.00
9	167,376	229,476	0.37
10	205,740	140,041	0.32
11	111,492	142,101	0.27
12	81,258	144,161	0.77
Erreur moyenne en (%)			27.82

Tableau 3. 49: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 1L (DC)

Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	203,454	149,285	0.27
2	84,234	151,163	0.79
3	191,166	153,042	0.20
4	140,874	186,476	0.32
5	234,828	188,738	0.20
6	200,688	190,999	0.05
7	256,656	303,697	0.18
8	438,882	307,251	0.30
9	210,222	310,804	0.48
10	156,540	152,254	0.03
11	103,422	153,975	0.49
12	178,728	155,697	0.13
Erreur moyenne en (%)			28.63

Tableau 3. 50: la prévision des commandes de boissons gazeuses PET 2L (DC)

Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	435,144	467,986	0.08
2	392,760	461,921	0.18
3	475,992	455,857	0.04
4	536,052	551,638	0.03
5	511,092	544,200	0.06
6	551,988	536,763	0.03
7	400,620	469,744	0.17
8	445,464	463,144	0.04
9	573,048	456,543	0.20
10	426,828	357,806	0.16
11	351,216	352,557	0.00
12	350,484	347,308	0.01
Erreur moyenne en (%)			8.38

Tableau 3. 51: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB100 (DC)

Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	568,056	513,802	0.10
2	494,904	511,790	0.03
3	445,248	509,778	0.14
4	650,856	662,248	0.02
5	607,656	659,624	0.09
6	708,552	657,000	0.07
7	282,504	559,542	0.98
8	673,392	557,298	0.17
9	726,096	555,054	0.24
10	582,216	488,429	0.16
11	489,912	486,447	0.01
12	413,976	484,464	0.17
Erreur moyenne en (%)			18.14

Tableau 3. 52: la prévision des commandes de boissons gazeuses RB25 (DC)

Mois	Commande	Prévision	Erreur
1	14,472	20,797	0.44
2	19,416	20,495	0.06
3	23,520	20,193	0.14
4	39,456	47,856	0.21
5	57,360	47,130	0.18
6	41,304	46,403	0.12
7	26,064	23,644	0.09
8	24,504	23,268	0.05
9	20,928	22,892	0.09
10	26,664	20,883	0.22
11	21,552	20,535	0.05
12	18,096	20,186	0.12
Erreur moyenne en (%)			14.71

Tableau 3. 53: la prévision des commandes jus en 25 CL (DC)

Pour cette méthode nous n'avons pas des paramètres particuliers à ajustée pour pouvoir de lancer cette méthode.

3.3.10.3. Analyse de performance de la méthode de DC

À travers les résultats obtenus nous avons trouvé que le pourcentage d'erreur absolu moyen qui est présenté dans les tableaux : 3.49, 3.50, 3.51, 3.52 et 3.53, et il est calculé par l'équation (1.60) expliqué dans le chapitre 1 pour les types de produits PET 1L, PET 2L, RB25 et jus 25Cl est entre 10 jusqu'à 30%. Donc ces résultats sont acceptables pour ces types de produit. Et pour le produit RB100, le pourcentage d'erreur absolu moyen est égale à 8.38%. Et donc ce résultat est très acceptable pour ce produit. Et les graphes 3.44, 3.45, 3.46, 3.47 et 3.48 montrent l'effet de lissage et élimination les fluctuations pour chaque prévision. Par conséquent, nous pouvons déduire généralement que la précision de cette méthode est très acceptable et les résultats sont très fiables. Alors la méthode de décomposition (DC) est appropriée pour ce problème.

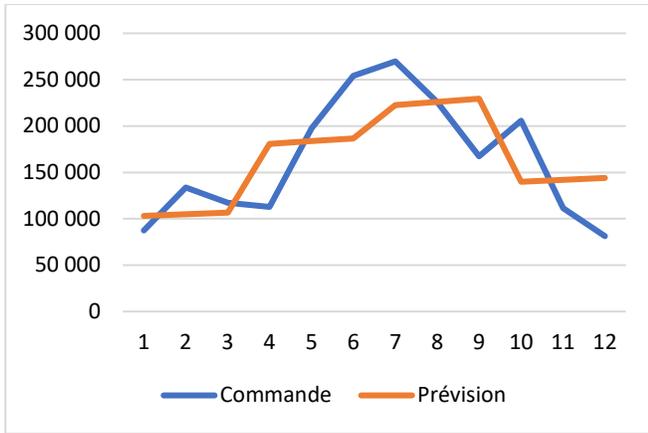


Figure 3.44: la commande et la prévision par DC pour le produit gazeuses PET 1L

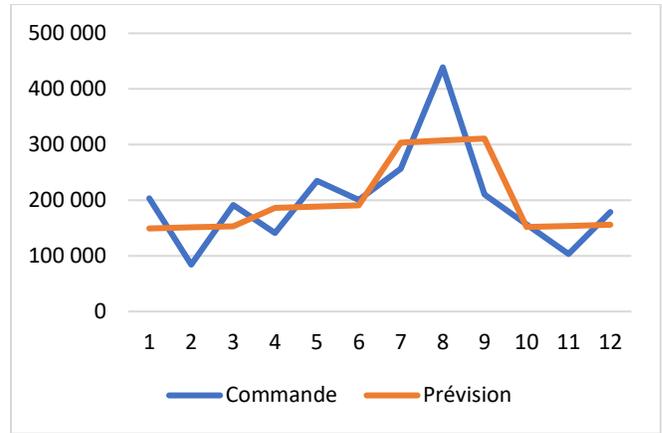


Figure 3.45: la commande et la prévision par DC pour le produit gazeuses PET 2L

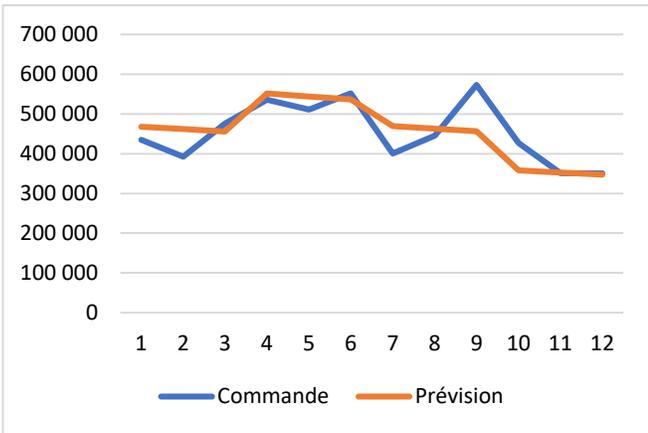


Figure 3.46: la commande et la prévision par DC pour le produit gazeuses RB100

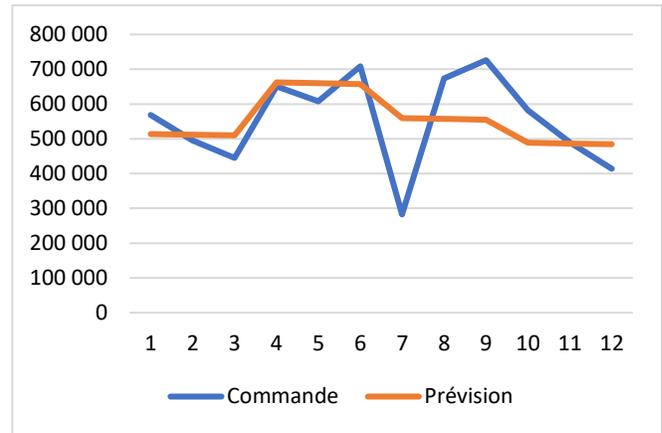


Figure 3.47: la commande et la prévision par DC pour le produit gazeuses RB25

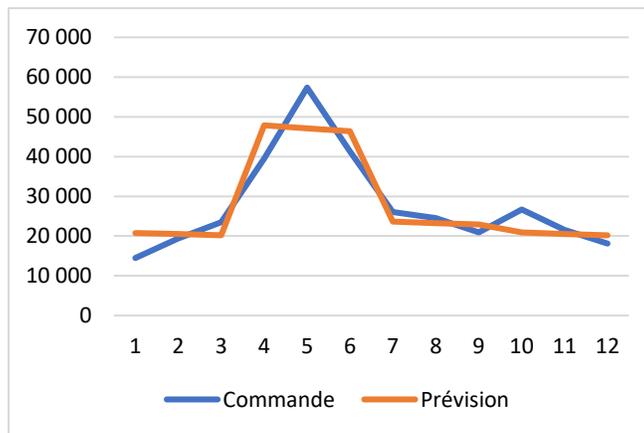


Figure 3.48: la commande et la prévision par DC pour le produit jus 25 CI

3.4. Comparaison entre les différentes méthodes

Afin de sélectionner la meilleure technique de prévision, il est nécessaire de comparer les techniques selon des critères d'erreur. À cette fin, nous avons créé un tableau 3.54 contenant les pourcentages d'erreur absolue moyen pour chaque technique et chaque produit.

Produit	Pourcentage d'erreur absolu moyen									
	MMS	MMD	MMP	LES	LED	LET	RS	PE	MAYER	DC
PET 1L	34.49	40.12	28.2	30.34	7.11	143.82	39.15	112.8	38.5	27.82
PET 2L	47.64	37.84	46	44.78	3.83	39.36	35.11	146.09	38.8	28.63
RB100	17.13	19.21	15.58	14.93	2.41	13.93	12.7	87.83	12.77	8.38
RB25	27.05	30.43	27.95	23.89	4.33	35.45	22.57	18.42	22.88	18.14
JUS 25 CI	41.12	57.06	33.05	31.79	8.88	53.23	33.44	170.2	34.96	14.71

Tableau 3. 54: les erreurs de méthode de prévision

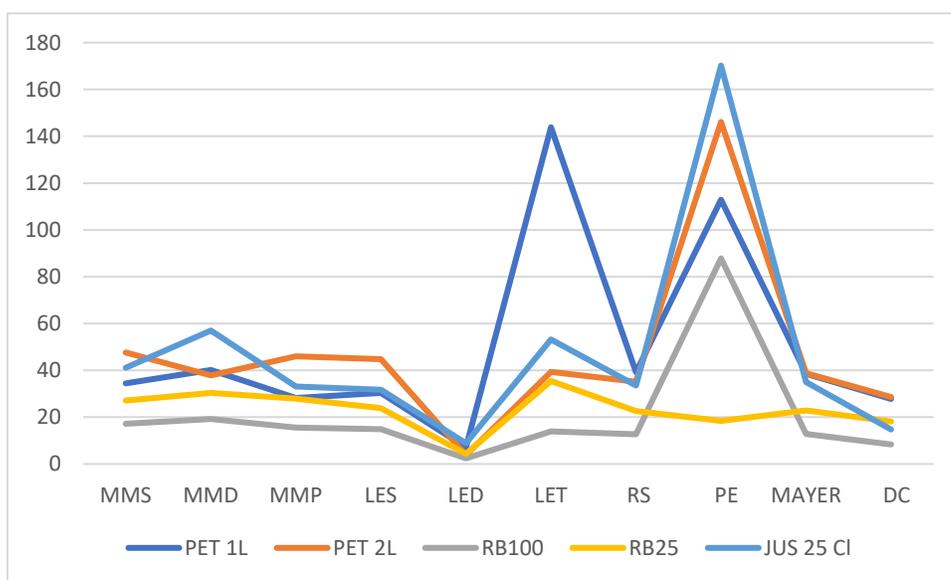


Figure 3. 49: les erreurs de méthode de prévision

A travers le tableau d'erreur 3.54 et la figure 3.49, nous avons remarqué que la valeur d'erreur donnée par la méthode des points extrêmes est très élevée pour la plupart des types de produits. Par rapport à d'autres techniques de prévision, cela nous donne des résultats acceptables, sauf que la méthode de lissage exponentiel double fournit de meilleurs résultats pour tous nos types de produits, là où ils sont inférieurs à 10 %. La méthode de lissage exponentiel double (LED) est donc le meilleur moyen de résoudre notre problème.

Afin d'avoir plus des détails et plus de visibilité sur les résultats obtenu, nous avons effectué une comparaison entre les différentes méthodes en calculant l'écart entre la demande et la prévision pour chaque mois. Cette comparaison est présentée dans les tableaux 3.55, 3.56, 3.57, 3.58, 3.59, 3.60, 3.61, 3.62, 3.63, 3.64, 3.65 et 3.66 et elle se traduit par les figures 3.50, 3.51, 3.52, 3.53, 3.54, 3.55, 3.56, 3.57, 3.58, 3.59, 3.60 et 3.61.

Les erreurs										
Produit	MMS	MMD	MMP	LES	LED	LET	RS	PE	MAYER	DC
PET 1L	0.23	0.61	0.07	0.35	0.12	0.97	0.71	4.68	0.6	0.18
PET 2L	0.25	0.09	0.15	0.15	0.02	0.34	0.08	0.59	0.23	0.27
RB100	0.15	0.17	0.12	0.06	0.03	0.19	0.12	1.35	0.17	0.08
RB25	0.1	0.13	0.04	0.02	0.07	0.08	0	2.06	0.06	0.1
JUS 25 CI	1.49	1.27	0.94	0.74	0.19	1.88	1.09	0.89	1.53	0.44

Tableau 3. 55: les écarts pour le mois de janvier

Les erreurs										
Produit	MMS	MMD	MMP	LES	LED	LET	RS	PE	MAYER	DC
PET 1L	0.46	0.99	0.38	0.37	0.07	0.32	0.14	2.43	0.08	0.22
PET 2L	0.98	0.34	0.45	1.73	0.03	0.59	1.25	0.7	0.94	0.79
RB100	0.14	0.04	0.14	0.13	0.03	0.04	0.23	1.4	0.27	0.18
RB25	0.31	0.17	0.09	0.12	0.07	0.03	0.14	1.77	0.2	0.03
JUS 25 CI	0.02	2.11	0.03	0.2	0.14	0.43	0.53	3.17	0.8	0.06

Tableau 3. 56: les écarts pour le mois de février

Les erreurs										
Produit	MMS	MMD	MMP	LES	LED	LET	RS	PE	MAYER	DC
PET 1L	0.06	0.36	0.03	0.1	0.11	2.58	0.32	2.59	0.26	0.09
PET 2L	0.09	0.03	0.03	0.13	0.08	0.26	0	0.06	0.1	0.2
RB100	0.13	0.32	0.15	0.14	0.01	0.1	0	0.83	0.03	0.04
RB25	0.26	0.13	0.17	0.24	0.09	0.46	0.26	1.36	0.31	0.14
JUS 25 CI	0.28	0.13	0.17	0.19	0.13	0.16	0.25	2.06	0.42	0.14

Tableau 3. 57: les écarts pour le mois de mars

Les erreurs										
Produit	MMS	MMD	MMP	LES	LED	LET	RS	PE	MAYER	DC
PET 1L	0.11	0.35	0.03	0.05	0.09	1.83	0.39	2.39	0.35	0.6
PET 2L	0.13	0.07	0.33	0.51	0.03	0.5	0.38	0.86	0.28	0.32
RB100	0.19	0.24	0.14	0.15	0.02	0.01	0.12	0.48	0.11	0.03
RB25	0.22	0.5	0.25	0.17	0.03	0.06	0.14	0.91	0.12	0.02
JUS 25 CI	0.46	0.34	0.44	0.42	0.11	0.05	0.27	0.71	0.19	0.21

Tableau 3. 58: les écarts pour le mois d'avril

Les erreurs										
Produit	MMS	MMD	MMP	LES	LED	LET	RS	PE	MAYER	DC
PET 1L	0.42	0.26	0.42	0.43	0.04	1	0.19	0.75	0.21	0.07
PET 2L	0.41	0.17	0.52	0.12	0.04	0.25	0.16	0.37	0.2	0.2
RB100	0.01	0.01	0.01	0	0.04	0.15	0.09	0.41	0.08	0.06
RB25	0.11	0.22	0.04	0.09	0	0.23	0.08	0.54	0.07	0.09
JUS 25 CI	0.45	0.28	0.37	0.34	0.11	0.47	0.5	1.24	0.47	0.18

Tableau 3. 59: les écarts pour le mois de mai

Les erreurs										
Produit	MMS	MMD	MMP	LES	LED	LET	RS	PE	MAYER	DC
PET 1L	0.39	0.3	0.29	0.26	0.06	0.54	0.36	0.21	0.36	0.27
PET 2L	0.06	0.04	0.01	0.04	0.01	0.39	0.01	0.89	0.02	0.05
RB100	0.05	0.06	0.08	0.07	0.03	0.05	0.17	0.17	0.17	0.03
RB25	0.22	0.25	0.21	0.21	0.01	0.15	0.22	0.29	0.21	0.07
JUS 25 CI	0.17	0.58	0.26	0.34	0.15	0.59	0.32	0.47	0.31	0.12

Tableau 3. 60: les écarts pour le mois de juin

Les erreurs										
Produit	MMS	MMD	MMP	LES	LED	LET	RS	PE	MAYER	DC
PET 1L	0.16	0.02	0.13	0.08	0.07	1.86	0.39	0	0.39	0.17
PET 2L	0.25	0.04	0.34	0.19	0.01	0.18	0.22	0.71	0.21	0.18
RB100	0.33	0.48	0.36	0.35	0.05	0.28	0.13	0.43	0.12	0.17
RB25	1.06	1.29	1.41	1.02	0.06	2.11	0.96	1.57	0.94	0.98
JUS 25 CI	0.89	0.93	0.64	0.64	0.08	0.59	0.06	8.04	0.04	0.09

Tableau 3. 61: les écarts pour le mois de juillet

Les erreurs										
Produit	MMS	MMD	MMP	LES	LED	LET	RS	PE	MAYER	DC
PET 1L	0.16	0.51	0.16	0.19	0.09	0.67	0.26	0.03	0.25	0
PET 2L	0.47	0.45	0.46	0.51	0	0.21	0.54	0.13	0.52	0.3
RB100	0.07	0	0.04	0.01	0	0.01	0.24	0.12	0.01	0.04
RB25	0.2	0.22	0.37	0.19	0.04	0.52	0.18	0.41	0.2	0.17
JUS 25 CI	0.37	0.26	0.25	0.13	0.01	0.34	0.11	1.14	0.04	0.05

Tableau 3. 62: les écarts pour le mois d'aout

Les erreurs										
Produit	MMS	MMD	MMP	LES	LED	LET	RS	PE	MAYER	DC
PET 1L	0.48	0.78	0.39	0.37	0.09	0.59	0.02	0.16	0.04	0.37
PET 2L	0.42	1.22	0.32	0.12	0.11	1.3	0.02	1.65	0.05	0.48
RB100	0.26	0.29	0.21	0.22	0.01	0.45	0.24	0.26	0.25	0.2
RB25	0.19	0.13	0.11	0.23	0.03	0.23	0.25	0.61	0.27	0.24
JUS 25 CI	0.21	0.19	0.26	0.19	0.04	0.89	0.27	0.09	0.14	0.09

Tableau 3. 63: les écarts pour le mois de septembre

Les erreurs										
Produit	MMS	MMD	MMP	LES	LED	LET	RS	PE	MAYER	DC
PET 1L	0.04	0.08	0.11	0.16	0.03	6.1	0.16	0.24	0.13	0.32
PET 2L	0.93	0.92	0.67	0.49	0	0.21	0.33	2.94	0.46	0.03
RB100	0.19	0.1	0.27	0.25	0.04	0	0.01	0.18	0.02	0.16
RB25	0.03	0.13	0.01	0.02	0.02	0.22	0.06	1.39	0.1	0.16
JUS 25 CI	0.15	0.24	0.18	0.2	0.03	0.24	0.02	0.04	0.17	0.22

Tableau 3. 64: les écarts pour le mois d'octobre

Les erreurs										
Produit	MMS	MMD	MMP	LES	LED	LET	RS	PE	MAYER	DC
PET 1L	0.67	0.36	0.83	0.82	0.09	0.37	0.57	0.07	0.65	0.27
PET 2L	1.6	0.59	2.2	1.18	0.06	0.11	1.04	5.53	1.28	0.49
RB100	0.42	0.42	0.26	0.31	0.01	0.37	0.21	0.21	0.17	0
RB25	0.21	0.27	0.27	0.17	0.02	0.02	0.11	2.29	0.05	0.01
JUS 25 CI	0.1	0.15	0.2	0.21	0.02	0.11	0.2	0.48	0.05	0.05

Tableau 3. 65: les écarts pour le mois de novembre

Les erreurs										
Produit	MMS	MMD	MMP	LES	LED	LET	RS	PE	MAYER	DC
PET 1L	0.95	0.19	0.56	0.48	0	0.43	1.19	0	1.31	0.77
PET 2L	0.12	0.57	0.03	0.19	0.07	0.36	0.19	3.11	0.37	0.13
RB100	0.11	0.18	0.09	0.09	0.02	0.04	0.2	0.42	0.14	0.01
RB25	0.33	0.22	0.38	0.37	0.06	0.13	0.31	3.43	0.22	0.17
JUS 25 CI	0.33	0.35	0.22	0.22	0.06	0.63	0.4	0.39	0.05	0.12

Tableau 3. 66: les écarts pour le mois de décembre

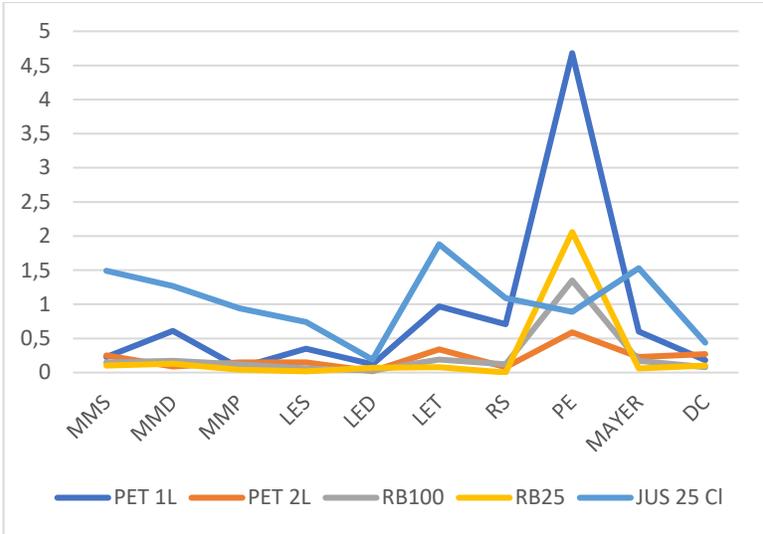


Figure 3.50: les écarts pour le mois de janvier

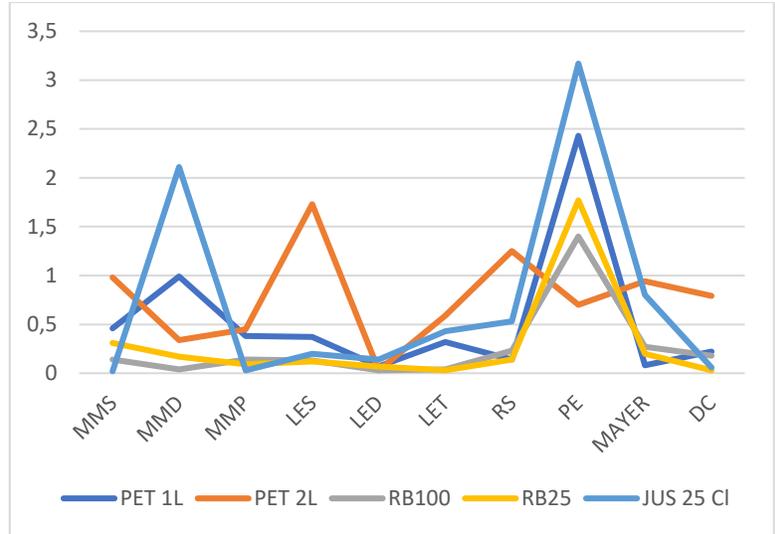


Figure 3.51: les écarts pour le mois de février

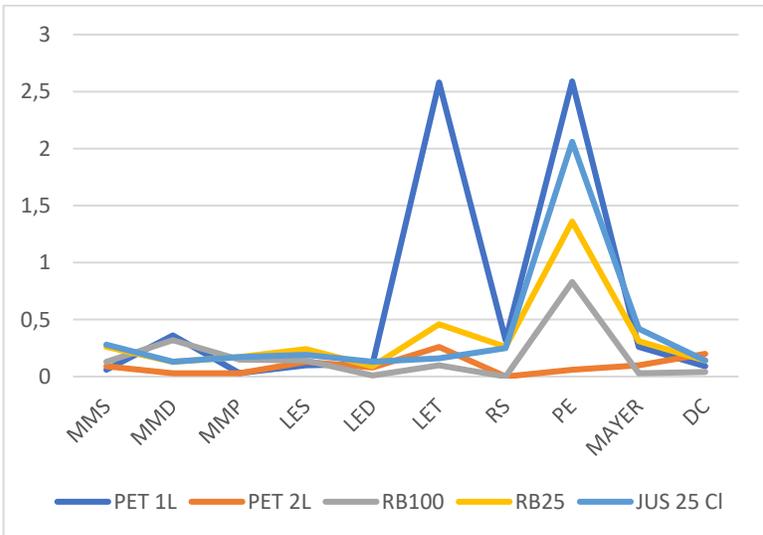


Figure 3.52: les écarts pour le mois de mars

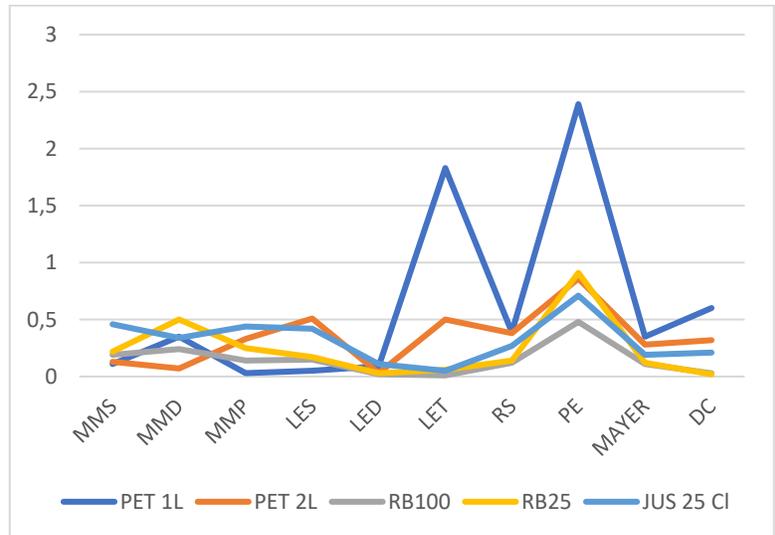


Figure 3.53: les écarts pour le mois d'avril

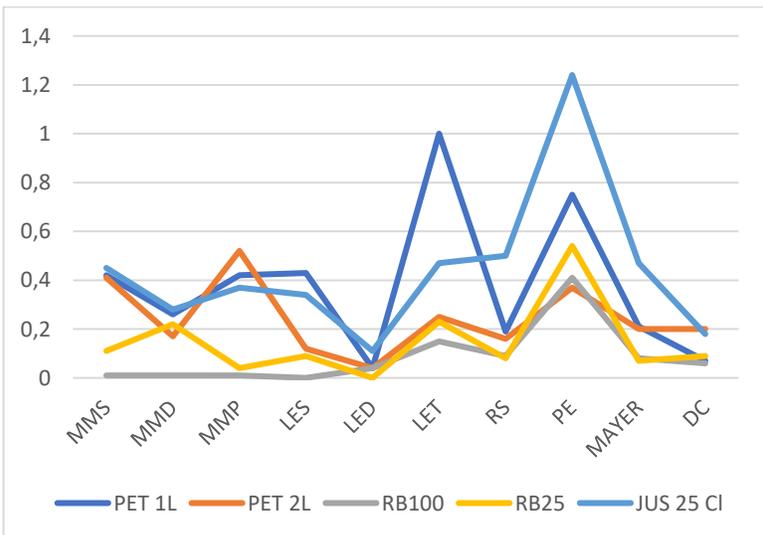


Figure 3.54: les écarts pour le mois de mai

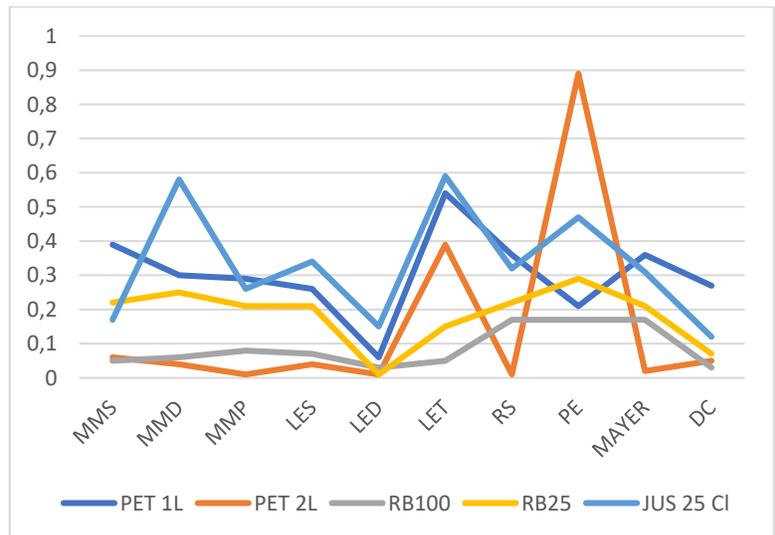


Figure 3.55: les écarts pour le mois de juin

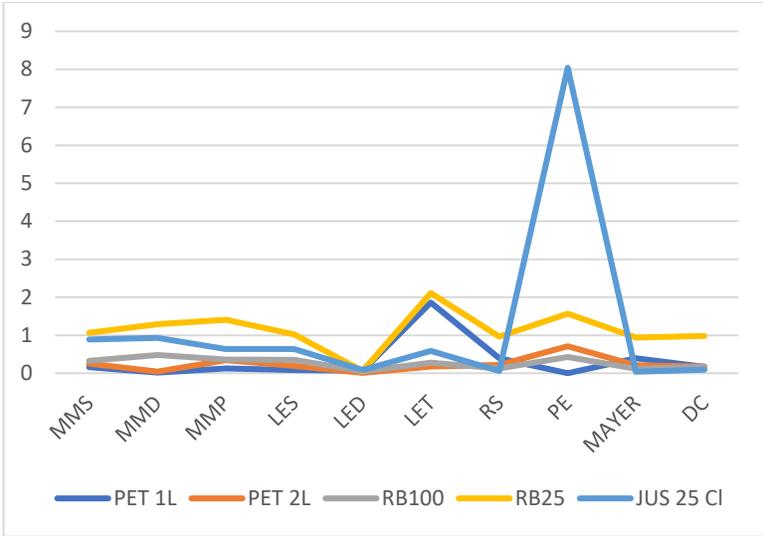


Figure 3.56: les écarts pour le mois de juillet

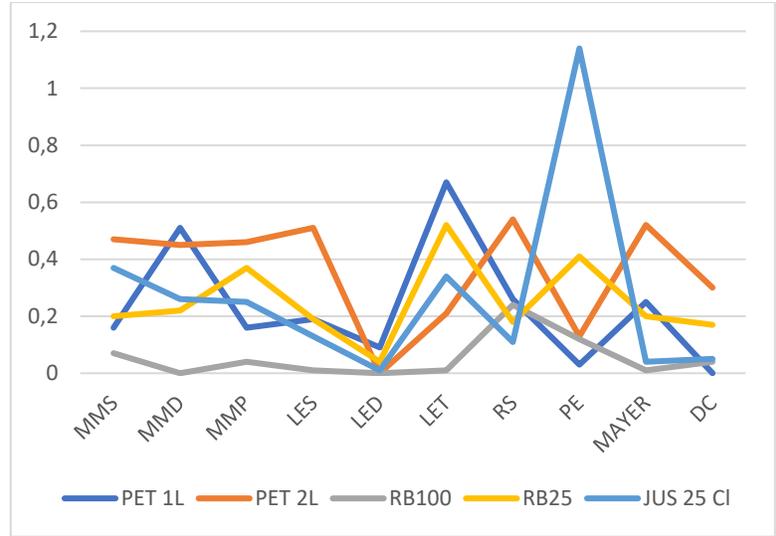


Figure 3.57: les écarts pour le mois d'aout

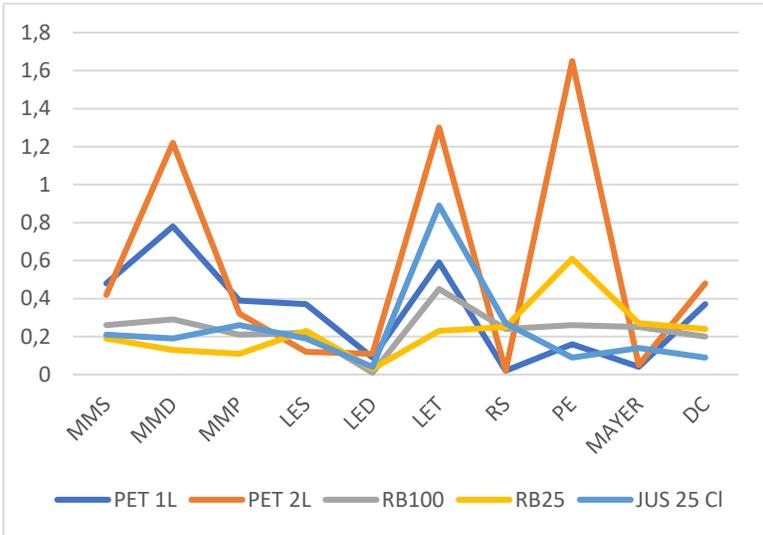


Figure 3.58: les écarts pour le mois de septembre

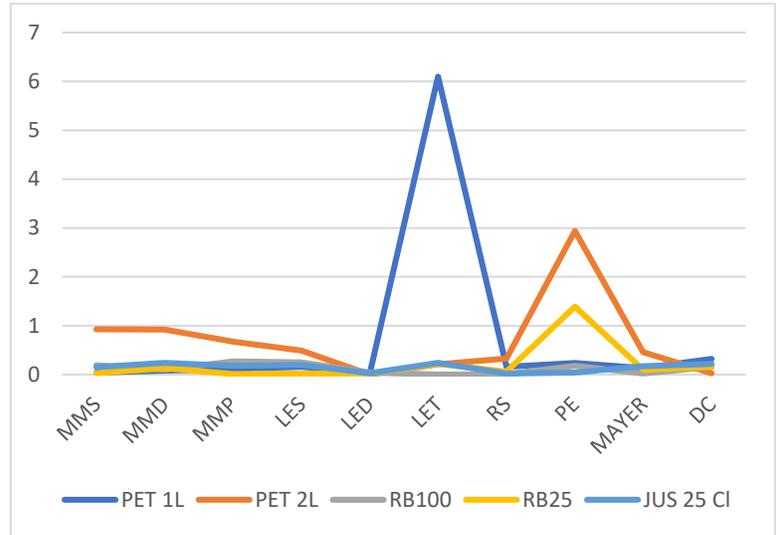


Figure 3.59: les écarts pour le mois d'octobre

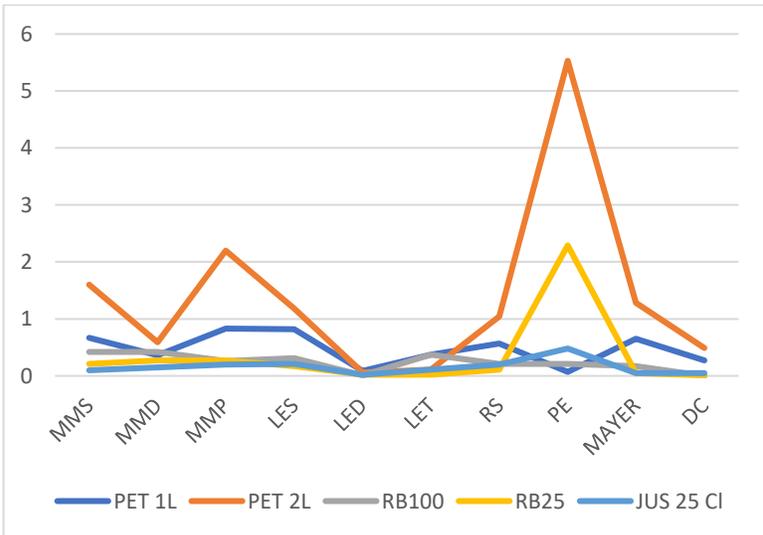


Figure 3.60: les écarts pour le mois de novembre

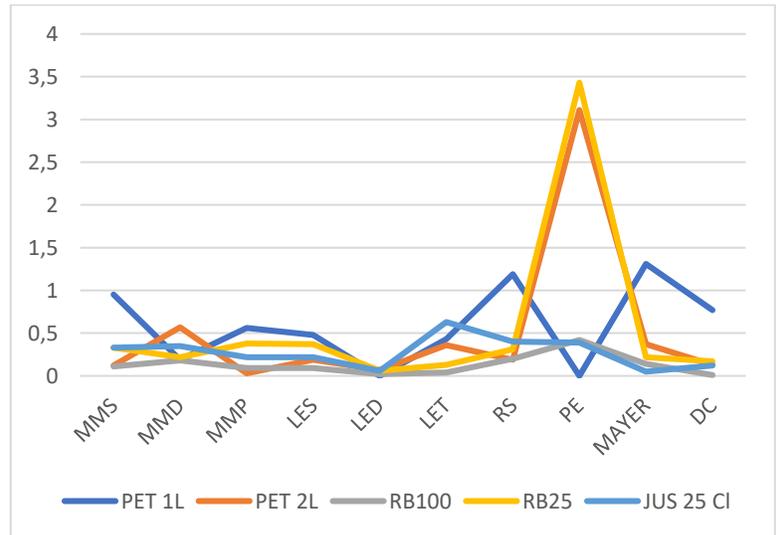


Figure 3.61: les écarts pour le mois de décembre

Selon les figures 3.50, 3.51, 3.52, 3.53, 3.54, 3.55, 3.56, 3.57, 3.58, 3.59, 3.60 et 3.61, nous avons remarqué que les écarts dans la méthode de lissage exponentiel double (LED) sont plus petits par rapport les autres méthodes pour tous les mois et même temps pour toutes les séries de produits. Donc la méthode de lissage exponentiel double (LED) est très pertinente.

3.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons appliqué des techniques de prévision aux données historiques de la consommation des différents types de produits, et d'analyser les différents résultats obtenus à partir de ces techniques de prévision, pour pouvoir comparer entre leurs fiabilités et en sélectionner la meilleure. Après toutes ces analyses et comparaisons, nous avons constaté que la méthode de lissage exponentiel double est la méthode fournissant les meilleurs résultats pour la prévision de la consommation des différents types de produits. Donc nous suggérons d'utiliser la méthode de lissage exponentiel double comme une première solution. Et d'autre part nous avons établi un tableau de bord qui facilite la prise de décision pour l'industrielles et permettre d'avoir une possibilité de choisir une autre méthode qui l'aide selon leur système de commande.

Conclusion générale

La prévision de la consommation d'un produit donné d'une entreprise quelconque est une discipline appartenant au domaine de la planification, plus précisément, la prévision des commandes qui est basée sur les données historiques de commandes de l'entreprise l'Exquise à Tlemcen.

À travers cette étude, nous visons de proposer un système d'aide à la décision pour gérer les commandes clients afin d'éliminer la rupture de stock et d'améliorer la gestion des commandes des clients.

Dans le premier chapitre, nous avons présenté les concepts de base de la prévision, ses domaines d'application et nous avons défini plusieurs techniques de prévision.

Dans la deuxième partie, nous avons défini de manière générale l'entreprise de laquelle nous avons extrait les données historiques qui nous ont servis comme base de données dans notre étude de (l'exquise) et les différentes séries de produit de cette entreprise.

Dans la troisième partie, notre objectif été de développer un processus de prévision efficace, nous avons donc appliqué les différentes méthodes de la moyenne mobile simple, moyenne mobile double, moyenne mobile pondéré, lissage exponentiel simple, lissage exponentiel double, lissage exponentiel triple, régression simple, méthode de décomposition, méthode de Mayer et point d'extrême. Ensuite, nous avons effectué plusieurs simulations qui comparent entre les résultats des prévisions et les données réels. Les résultats montrent que la méthode la plus efficace 'est la méthode de lissage exponentiel double avec un écart qui varie de 2 jusqu'à 8%. Donc afin de résoudre le problème de gestion aléatoire des commandes de clients et obtenir des meilleurs résultats afin d'améliorer la productivité et satisfaire les clients, La méthode du lissage exponentiel est la plus pertinente.

Perspective

Dans ce travail, nous avons appliqué plusieurs méthodes de prévision sur l'entreprise l'Exquise ; donc nous pouvons réfléchir à appliquer ces méthodes sur d'autres entreprises pour essayer de comprendre le comportement de chacune par rapport à la variation des données.

Finalement, nous avons appliqué les différentes méthodes de prévision pour développer un processus de prévision mensuel pour l'entreprise l'Exquise, donc nous pouvons essayer d'étudier la possibilité de développer un planning hebdomadaire pour cette entreprise afin d'avoir des résultats plus détaillés.

Une autre perspective intéressante serait d'analyser la possibilité de combiner entre plusieurs méthodes de prévision pour améliorer ce processus décisionnel qui représente un défi majeur pour les décideurs.

Bibliographie

- Beida, M. (2004, juillet). les outis de gestion prévision.
- Jean, M. (2002). l'emballage des denrées alimentaires de grandes consommations.
- Boudraa, T., & Youcef khodja, Z. (2018). Essai d'analyse de l'apport de l'activité des entreprises dans la production des boissons. Bejaia .
- Brahimi, B., & Saadi, M. A. (2019). Amélioration de la planification de la production de la chaine logistique par l'application de la méthode *DDMRP*. Tlemcen.
- Cardot, C. (1999). Le traitement de l'eau, édition Ellipses.
- Chtibi, c. (s.d.). management des opérations et de la production . Maroc: American university of leadership.
- David , F. R. (2018). Distribution Planning and Control: Managing in the Era of Supply Chain. chicago.
- Dessertenne. (1985). Contrôle de la qualité lors de stockage . Paris: BIOS Paris.
- Dominique, L. (2006). Régression multiple : principes et exemples d'application. Pau.
- Eric, S. (1977). Reconstruction d'un tableau d'échanges à partir d'un. Laboratoire de Statistiques et d'Etudes Economiques.Département de Protection.Commissariat à l'Energie Atomique.
- Ericsson, N. (2001). Forecast uncertainty in economic modeling. USA: Board of Governors of the Federal Reserve System.
- Firth, M. (1977). The role of forecasting in management, Forecasting Methods in Business and Management. Londres.
- Frédéric, S. (s.d.). Séries chronologiques - Séance 1 Décomposition d'une chronique. Nancy.
- Hémici, F., & Bounab, M. (2016). Technique de gestion.
- ibtissam , e. (2013, janvier 1). Les méthodes de prévision. Récupéré sur SlideShares: https://fr2.slideshare.net/ibtissamelhassani13/les-mthodes-de-prvision?from_action=save
- Jerome, M. (2019). Série de Fourier. Toulouse.
- Labdelli. (1990). l'influence des conditions et durées de stockage sur les boissons gazeuses. Tlemcen.
- Lehmann, D., & Winer, R. (1997). Market potential and forecasting, Analysis of Market Planning. Boston: McGraw-Hill.
- Nacéra, T., & Fatima, B. (2016). Amélioration de la production et le stockage par une vision logistique chez l'entreprise L'EXQUISE. p. 27.

- Philippe, M. (s.d.). Prévission de la demande. Québec, G1K 7P4.
- Queruel, A. (2007). Traitement de surface des aciers. Dunod paris.
- Ravi, M. (s.d.). Forecasting techniques.
- Régis, B. (2001). Prevision des ventes. Paris.
- S, L. (2017). Régression linéaire simple. Montréal.
- Shachman, M. (2005). The soft drinks companion-A Technical book for the beverage industry. *CRC press LLC*, p221.
- Thibault, H. (2013, janvier 30). Thèse de prévision de la demande et pilotage des flux en approvisionnement lointain. Paris.
- Wheelwright, S., & Makridakis, S. (1983). Méthodes de prévision pour la gestion. Paris.
- Wooldridge, J. (2006). Introductory econometrics : A modern approach.

Résumé

Dans le domaine industriel, la planification et la gestion jouent un rôle principal où ils contribuent d'éviter plusieurs problèmes dans les entreprises. La plupart des entreprises rencontrent des problèmes dans la gestion des commandes des clients et la planification des processus de production pour plusieurs raisons, notamment une gestion aléatoire des commandes des clients et une dépendance insuffisante aux techniques de prévision. Dans notre mémoire nous allons travailler sur un planning ou système qui comprend les meilleures techniques de prévision mathématique pouvant aider les entreprises souffrant de ces problèmes à planifier les processus de production, à mieux gérer les commandes et à améliorer la qualité du service. Dans notre travail nous allons utiliser des données réelles de l'entreprise *Exquise*, puis nous allons appliquer ces techniques sur les données et trouver les meilleurs modèles qui nous aident à éliminer ces problèmes.

Mots clés: prévision, planification, production, commande, Exquise, Lissage exponentiel double.

ABSTRACT

In the industrial field, planning and management play a main role where they help to avoid several problems in the companies. Most of the companies face problems in customer order management and production process planning due to several reasons including random customer order management and insufficient reliance on forecasting techniques. In our dissertation we will work on a planning or system that includes the best mathematical forecasting techniques that can help companies suffering from these problems to plan production processes, better manage orders and improve service quality. In our work we will use real data from the company *Exquise*, then we will apply these techniques on the data and find the best models that help us eliminate these problems.

keywords: forecasting, planning, production, ordering, Exquise, Double exponential smoothing.

ملخص

في المجال الصناعي، يلعب التخطيط والإدارة دورًا رئيسيًا حيث يساعدان في تجنب العديد من المشكلات في الشركات. تواجه معظم الشركات مشاكل في إدارة طلبات العملاء وتخطيط عملية الإنتاج لأسباب عديدة بما في ذلك إدارة طلبات العملاء العشوائية والاعتماد غير الكافي على تقنيات التنبؤ. سنعمل في أطروحتنا على تخطيط أو نظام يتضمن أفضل تقنيات التنبؤ الرياضي التي يمكن أن تساعد الشركات التي تعاني من هذه المشاكل لتخطيط عمليات الإنتاج وإدارة الطلبات بشكل أفضل وتحسين جودة الخدمة. سنستخدم في عملنا بيانات حقيقية من شركة *Exquise*، ثم سنطبق هذه التقنيات على البيانات ونجد أفضل النماذج التي تساعدنا في القضاء على هذه المشكلات.

الكلمات المفتاحية: التنبؤ، التخطيط، الإنتاج، الطلب، Exquise، تجانس أسّي مزدوج.