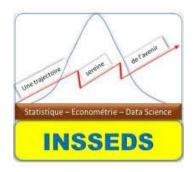
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE REPUBLIQUE DE COTE D'IVOIRE



Institut Supérieur de Statistique D'Econométrie et de Data Science



UNION-DISCIPLINE-TRAVAIL

MASTER 1 INGENIEUR STATISTICIEN -DATA ANALYSTE-DATA SCIENCE

MINI PROJET:

ANALYSE DE LA SERIE TEMPORELLE DES VENTES DE LA CHAINE D'EPICERIE Corporación Favorita

<u>ETUDIANT</u>

KOUAHON ESTELLE

ENSEIGNANT

AKPOSSO DIDIER MARTIAL

AVANT PROPOS	3
1- DICTIONNAIRE DE DONNEES	5
2- PRESENTATION DU JEU DE DONNEES	5
2.1- IMPORTATION DU JEU DE DONNEES	6
3-TRAITEMENT DES MANQUANTES	6
4- TRAITEMENTS DES DONNEES ABERRANT	7
5- TRANSFORMATION DE LA VARIABLE DATE EN FORMAT DATE	8
5.1- STRUCTURE DE DONNEE AVANT TRANSFORMATION	8
5.2- STRUCTURE DE DONNEE APRES TRANSFORMATION	9
1- CALCUL DES VENTES PAR MOIS	10
2- DETERMINATION DE LA SERIE TEMPORELLE DES VENTES	11
3- DETERMINATION DE LA SAISONALITE PAR LA METHODE ADDICTIVE	12
4- DETERMINATION DE LA TENDANCE	12
4.1-Visualisation du lissage de la serie temporelle	12
4.2-Interprètation	13
5- STATISTIQUE DESCRIPTIVE DES VENTES MENSUELLES	13
1- MODELISATION ET PREVISION AVEC HOT WINTER	15
1.1- Choix du modèle par comparaison	15
2- ANALYSE DES RESIDUS DU MODELE HOT-WINTERS	16
2.1- Visualisation des résidus dans le temps	16
2.2- Visualisation Analyse de l'autocorrélation (ACF)	17
2. 3- Interprétation	17
3- ESTIMATION DES PARAMETRES	18
4- AJUSTEMENT DU MODELE D'HOT WINTER	18
5- PREVISIONS POUR LES 12 PROCHAINS MOIS	19
5. 1- Interprétations	20
CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS	22

AVANT PROPOS

Dans un contexte **de** concurrence accrue et de consommateurs de plus en plus exigeants, la maîtrise de la chaîne logistique est devenue un enjeu stratégique pour les distributeurs. Corporación Favorita, acteur majeur de la grande distribution en Équateur, fait face à ce défi en gérant un vaste assortiment de produits et un réseau de magasins en constante évolution.

Cette étude vise à développer un modèle de prévision des ventes capable de s'adapter à la complexité de ce contexte. En analysant les données historiques de ventes, nous chercherons à identifier les facteurs influençant la demande (saisonnalité, promotions, etc.) et à construire un modèle robuste permettant de prédire les ventes futures avec une précision suffisante. Les résultats de cette étude permettront à l'entreprise d'optimiser ses niveaux de stocks, d'améliorer la disponibilité des produits et de réduire les coûts liés à la gestion des stocks.

INTRODUCTION

La prévision des ventes constitue un enjeu stratégique majeur pour les entreprises de la grande distribution. En effet, une estimation précise des besoins futurs permet d'optimiser la gestion des stocks, d'améliorer la satisfaction client et d'accroître la rentabilité. Dans un contexte où les comportements d'achat évoluent rapidement et où l'offre est pléthorique, cette tâche devient de plus en plus complexe.

Problématique

Corporación Favorita, acteur majeur de la distribution en Équateur, fait face à ce défi. Avec une vaste gamme de produits et de nombreux points de vente, l'entreprise dispose d'un volume de données conséquent mais hétérogène.

• Objectif général :

L'objectif de cette étude est de développer un modèle de prévision robuste pour les ventes de Corporación Favorita, en s'appuyant sur les outils statistiques offerts par le logiciel R.

• Objectifs spécifiques :

À travers cette étude, nous visons à :

Importer et nettoyer les données de vente historiques de Corporación Favorita.

Identifier les tendances et les saisonnalités présentes dans les données à l'aide d'une analyse exploratoire.

Développer un modèle de prévision de ventes basé sur la méthode de Holt-Winters. Évaluer la performance du modèle et comparer ses résultats avec d'autres méthodes de prévision.

Formuler des recommandations concrètes pour optimiser la gestion des stocks et la prise de décision au sein de Corporación Favorita.

• Résultats attendus:

Les résultats de cette étude permettront à Corporación Favorita de disposer d'un outil décisionnel précieux pour planifier sa production, ses achats et ses promotions, et ainsi améliorer sa compétitivité sur un marché en constante évolution.

PARTIE 1: PRETRAITEMENT DES DONNEES

Avant d'explorer les dynamiques complexes de nos séries temporelles, une étape cruciale de préparation des données s'impose. Le prétraitement spécifique aux séries temporelles vise à nettoyer, transformer et structurer nos données afin de révéler les tendances, les saisonnalités et les cycles sous-jacents. Cette étape fondamentale nous permet de poser les bases d'une analyse robuste et fiable.

1- DICTIONNAIRE DE DONNEES

La prévision des ventes de Corporación Favorita repose sur l'analyse d'un ensemble de données complexe, comprenant des informations variées et souvent hétérogènes. Le dictionnaire de données est l'outil qui nous permet de structurer et de comprendre cette complexité. Il décrit en détail chaque variable, sa source, sa fréquence et sa signification, facilitant ainsi l'identification des relations entre les différents facteurs influençant les ventes.

VARIABLES	NATURE	DESCRIPTION	CLASSE
Id	Quantitative	Identifiant unique pour chaque enregistrement	Chaine de caractèr
Date	Quantitative	Date à laquelle les ventes ont été enregistrées	Date
Store_nbr	Quantitative	Numéro du magasin où la vente a été effectuée	Entier
Family	Qualitative	Catégorie de la famille de produits vendus	Chaine de caractèr
Sales	Quantitative	Montant des ventes pour un enregistrement particulier	Numerique
Onpromotion	Quantitative	Indicateur de promotion pour l'enregistrement	Entier

2- PRESENTATION DU JEU DE DONNEES

Les données sont issues du site web kaggle qui est une plateforme qui met en compétition les data scientistes du monde entier. Pour mener à bien ce projet, nous utiliserons le jeu de données "store" disponible sur la plateforme Kaggle. Ce jeu de

données, riche en informations sur les ventes, nous servira de base pour approfondir notre compréhension des séries temporelles et mettre en pratique les concepts abordés en cours.Notre jeu de données regroupe 3 000 888 observations et 6 variables.

2.1- IMPORTATION DU JEU DE DONNEES

Nous allons à présent importer notre jeu de données dans l'environnement R. Une fois les données chargées, nous afficherons les cinq premières et les cinq dernières lignes du tableau de données afin d'obtenir un aperçu rapide de leur structure et de leur contenu.

Description: df [5 × 6]		df [5 × 6]				
	id <fctr></fctr>	date <fctr></fctr>	store_nbr <int></int>	family <fctr></fctr>	sales <dbl></dbl>	onpromotion <int></int>
1	0	2013-01-01	1	AUTOMOTIVE	0	0
2	1	2013-01-01	1	BABY CARE	0	0
3	2	2013-01-01	1	BEAUTY	0	0
4	3	2013-01-01	1	BEVERAGES	0	0
5	4	2013-01-01	1	BOOKS	0	0

	id <fctr></fctr>	date <fctr></fctr>	store_nbr
1048571	1048570	2014-08-13	3
1048572	1048571	2014-08-13	3
1048573	1048572	2014-08-13	3
1048574	1048573	2014-08-13	3
1048575	1048574	2014-08-13	3

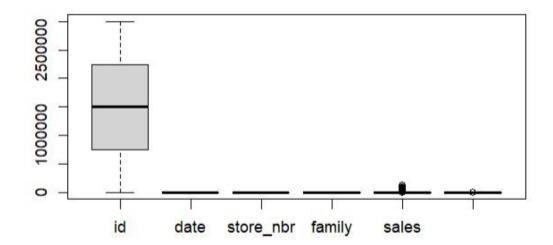
3-TRAITEMENT DES MANQUANTES

Le traitement des valeurs manquantes dans nos séries temporelles est une étape cruciale avant toute modélisation prédictive. La présence de données manquantes peut introduire des biais significatifs dans nos analyses et compromettre la fiabilité de nos prévisions. Il est donc impératif de mettre en œuvre des techniques d'imputation adaptées pour compléter les séries temporelles et obtenir une représentation fidèle de la réalité.

id		date		store_nbr	
0 :	1 20)13-01-01:	1728	Min. : 1.00	
1 :	1 20	13-01-02:	1728	1st Qu.:14.00	
10 :	1 20)13-01-03:	1728	Median :27.00	
100 :	1 20	13-01-04:	1728	Mean :27.49	
1000 :	1 20)13-01-05:	1728	3rd Qu.:41.00	
10000 :	1 20	13-01-06:	1728	Max. :54.00	
(Other):101	6794 (0	ther) :10	06432		
fa	mily	sales	;	onpromotion	
AUTOMOTIVE	: 31775	Min. :	0.0	Min. : 0.0	000
BABY CARE	: 31775	1st Qu.:	0.0	1st Qu.: 0.0	000
BEAUTY	: 31775	Median :	1.0	Median : 0.0	000
BEVERAGES	: 31775	Mean :	249.9	Mean : 0.1	183
BOOKS	: 31775	3rd Qu.:	123.0	3rd Qu.: 0.0	000
					$\alpha \alpha \alpha$
BREAD/BAKER	Y: 31775	Max. :4	6271.0	Max. :196.0	000
BREAD/BAKER (Other)	Y: 31775 :826150	Max. :4	62/1.0	Max. :196.0	000

La structure de notre jeu de données, nous révèle qu'il n'existe aucunes valeurs manquantes.

4- TRAITEMENTS DES DONNEES ABERRANT



En observant le graphe, on peut remarquer que la variable sales a des points situés au-dessus de la moustache supérieure, ce qui indique la présence de valeurs aberrantes pour cette variable. Les valeurs aberrantes, dans notre analyse, contiennent des informations précieuses sur les comportements d'achat inhabituels c'est-à-dire, qu'elles pourraient nous renseigner sur les ventes anormalement élevées. Elles peuvent révéler des tendances émergentes, des événements spéciaux ou des anomalies spécifiques à un produit ou marché. Supprimer systématiquement ces données entraînerait une perte d'information significative, biaiserait les modèles de prévision en les rendant moins capables de capturer les variations inattendues, et masquerait des tendances sous-jacentes importantes.

5- TRANSFORMATION DE LA VARIABLE DATE EN FORMAT DATE

Transformer la variable date en facteur au format date pour analyser les ventes par mois permet de catégoriser les données temporelles de manière plus lisible et exploitable pour R. Cela permet d'effectuer des analyses plus précises et de répondre à des questions telles que : Quelles sont les ventes moyennes par mois ?, Quel est le mois de l'année où les ventes sont les plus élevées ?, ou encore Existe-t-il une tendance saisonnière dans les ventes ?.

5.1- STRUCTURE DE DONNEE AVANT TRANSFORMATION

```
'data.frame': 1048575 obs. of 6 variables:
$ id : Factor w/ 1048575 levels "0","1","10","100",..: 1 2
159688 270799 381910 493021 604132 715243 826354 937465 ...
$ date : Factor w/ 590 levels "","2013-01-01",..: 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 2 ...
$ store_nbr : int 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 ...
$ family : Factor w/ 33 levels "","AUTOMOTIVE",..: 2 3 4 5 6 7 8 9
10 11 ...
$ sales : num 0 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
$ onpromotion: int 0 0 0 0 0 0 0 0 ...
```

5.2- STRUCTURE DE DONNEE APRES TRANSFORMATION

PARTIE 2: ANALYSE EXPLORATOIRE DES DONNEES

Avant d'établir le modèle de prédiction des ventes, il est essentiel de mener une analyse approfondie des données de ventes. Cette analyse permet de mieux comprendre les mécanismes sous-jacents aux ventes et d'identifier les facteurs susceptibles d'influencer leur évolution. Au cours de cette analyse, nous utiliserons des techniques de visualisation pour explorer la série temporelle dans son ensemble, ainsi que des méthodes statistiques pour quantifier les tendances, les saisonnalités et les corrélations avec d'autres variables.

1- CALCUL DES VENTES PAR MOIS

En regroupant les données de vente par mois et en calculant la somme des ventes pour chaque période, nous obtenons une série temporelle des ventes. Cette série nous permet d'observer l'évolution de notre activité au fil du temps, d'identifier des tendances (croissance, décroissance, stabilité) et de détecter d'éventuelles saisonnalités.

mois <date></date>	ventes_totales <dbl></dbl>	mois_annee
2017-04-01	25895308	04/2017
2017-05-01	26911847	05/2017
2017-06-01	25682822	06/2017
2017-07-01	27011478	07/2017
2017-08-01	12433323	08/2017

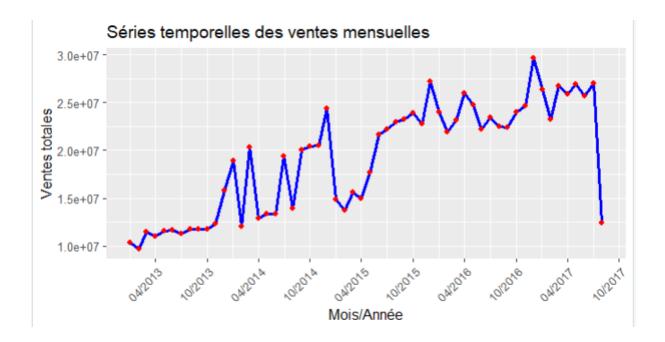
5 rows

mois <date></date>	ventes_totales <dbl></dbl>	mois_annee <chr></chr>
2017-04-01	25895308	04/2017
2017-05-01	26911847	05/2017
2017-06-01	25682822	06/2017
2017-07-01	27011478	07/2017
2017-08-01	12433323	08/2017

5 rows

2- DETERMINATION DE LA SERIE TEMPORELLE DES VENTES

L'objectif de cette analyse est de modéliser et de prévoir l'évolution des ventes sur la base d'une série temporelle couvrant la période de janvier 2013 à aout 2017. Cette série, constituée des ventes mensuelles, présente une structure temporelle caractérisée par une tendance, une saisonnalité et une composante aléatoire.



On observe des pics et des baisses régulières des ventes récurrents à certaines périodes de l'année. Ces pics sont probablement liés à des événements saisonniers comme les fêtes de fin d'année, les vacances scolaires. Le graphique semble indiquer une tendance générale à la croissance des ventes sur la période considérée. Cependant, il est important de noter que cette croissance n'est pas linéaire et qu'il y a des variations importantes d'une année à l'autre.

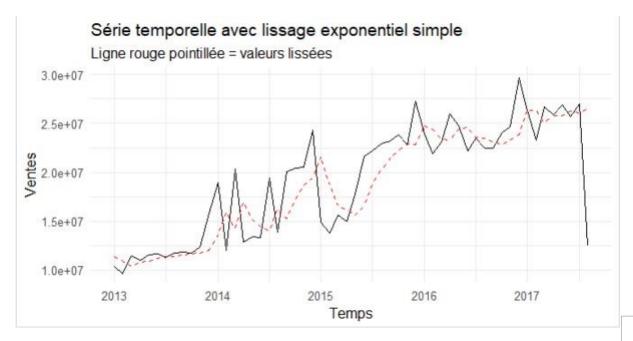
3- DETERMINATION DE LA SAISONALITE PAR LA METHODE ADDICTIVE

Le choix d'une période de saisonnalité de 12 mois est justifié par l'observation de cycles récurrents de pics et de creux des ventes sur une base annuelle. Ces variations saisonnières sont fortement corrélées avec des événements calendaires tels que les fêtes de fin d'année et les vacances scolaires. L'absence de cycles plus courts et la nature annuelle de ces fluctuations nous ont conduit à privilégier une périodicité de 12 mois pour notre modèle. Les pics et les creux saisonniers ont une amplitude relativement constante d'une année à l'autre, quelle que soit la croissance générale des ventes, alors la méthode additive est plus appropriée. En effet, elle suppose que l'impact de la saisonnalité est indépendant du niveau des ventes.

4- DETERMINATION DE LA TENDANCE

Le lissage exponentiel est une méthode de prévision utilisée pour analyser des séries temporelles. Il permet de lisser les données en attribuant des poids décroissants aux observations passées, accordant plus d'importance aux données récentes. Le modèle de Holt-Winters est une extension du lissage exponentiel simple, conçu pour prendre en compte à la fois la tendance et la saisonnalité d'une série temporelle.

4.1-Visualisation du lissage de la serie temporelle



4.2-Interpretation

Le graphique présente une série temporelle des ventes au fil du temps, sur laquelle a été appliqué un lissage exponentiel simple.

La ligne noire continue, représente les ventes réelles observées au fil du temps. Elle montre les fluctuations brutes des ventes, y compris les pics et les creux.

La ligne rouge pointillée, représente les ventes lissées obtenues par le modèle de lissage exponentiel simple. Cette ligne atténue les fluctuations à court terme et met en évidence la tendance sous-jacente des ventes. La ligne rouge pointillée montre une tendance générale à la hausse des ventes sur la période considérée. Cela signifie que, malgré les fluctuations à court terme, les ventes ont augmenté en moyenne au fil du temps. La pente de la ligne rouge pointillée semble relativement constante, suggérant une croissance stable des ventes.

5- STATISTIQUE DESCRIPTIVE DES VENTES MENSUELLES

RESUME STATISTIQUE				
MOYENNE	MEDIANE	ECART-TYPE	MINIMUM	MAXIMUM
357.7757	11	1101.998	0	124717

Interprétations

- ❖ Moyenne : Ce chiffre représente le chiffre d'affaires moyen par mois. Il nous donne une idée du niveau d'activité moyen pour un mois.
- ❖ Médiane: La médiane, moins sensible aux valeurs extrêmes que la moyenne, nous indique la valeur centrale des données. Si la médiane est inférieure à la moyenne, cela suggère que la distribution des ventes est asymétrique vers la droite, autrement dit, Le fait que la médiane soit inférieure à la moyenne suggère que certains mois ont des ventes exceptionnellement élevées qui "tirent vers le haut" la moyenne.

- ❖ Ecart-type: L'écart-type nous indique si les ventes varient beaucoup d'un mois à l'autre. Un écart-type élevé signifie que les ventes sont très dispersées, avec des mois où les ventes sont très fortes et d'autres où elles sont très faibles. Cette variabilité peut être due à de nombreux facteurs, comme les saisons, les promotions, les événements spéciaux.
- ❖ Minimum : Le fait qu'il y ait des mois où les ventes sont nulles montrent simplement des périodes d'activité très faible.
- * Maximum : Ce chiffre représente le record de ventes réalisé sur un seul mois.

En résumé, ces statistiques nous disent que les ventes de Corporación Favorita sont assez variables d'un mois à l'autre. Il y a des mois où les ventes sont très fortes et d'autres où elles sont plus faibles. Cette variabilité est probablement due à une combinaison de facteurs, comme les saisons, les promotions, et peut-être même des événements imprévus.

PARTIE 3: MODELISATION DU MODELE DE PREDICTION

Dans cette partie de notre analyse, afin de mieux appréhender la complexité des ventes de Corporación Favorita.

Nous allons utiliser un modèle de lissage exponentiel de Holt-Winters de base. Ce modèle, en se concentrant uniquement sur les ventes mensuelles, nous permettra de capturer la tendance générale des ventes et les variations saisonnières inhérentes au secteur de la grande distribution.

1- MODELISATION ET PREVISION AVEC HOT WINTER

1.1- Choix du modèle par comparaison

La comparaison des erreurs est une étape indispensable dans le processus de modélisation prédictive. Elle permet d'évaluer la qualité des prévisions et de prendre des décisions éclairées en fonction des résultats obtenus. Pour modéliser Nos données de ventes, Nous avons utilisé deux approches : le lissage exponentiel simple (SES) pour identifier les tendances générales et le modèle de Holt-Winters pour capturer à la fois les tendances et les variations saisonnières et le modèle du lissage exponentiel simple. Afin d'évaluer la performance de ces modèles et sélectionner le plus pertinent, nous avons calculé les erreurs de prévision pour chacun d'eux, en comparant notamment les erreurs absolues moyennes (MAE) et les racines carrées des erreurs quadratiques moyennes (RMSE).

Indicateur	SES (Training set)	Holt-Winters (Test set)
MAE	2334270	2337581
RMSE	3359459	3777715
MAPE	13.33691	13.28507
ACF1	-0.02085094	-0.009579217
Theil's U		0.8404005

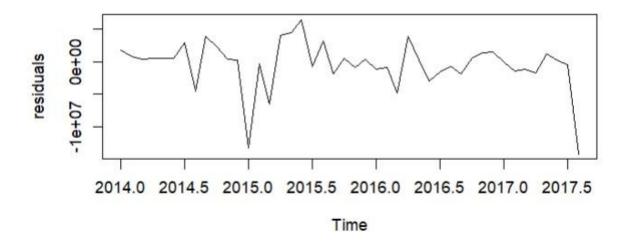
Les performances des deux modèles sont assez proches, ce qui suggère que ni l'un ni l'autre ne surperforme de manière significative.

2- ANALYSE DES RESIDUS DU MODELE HOT-WINTERS

L'analyse des résidus est une étape cruciale pour évaluer la qualité de l'ajustement du modèle Holt-Winters. Nous examinons deux aspects principaux : la distribution temporelle des résidus et leur autocorrélation.

2.1- Visualisation des résidus dans le temps

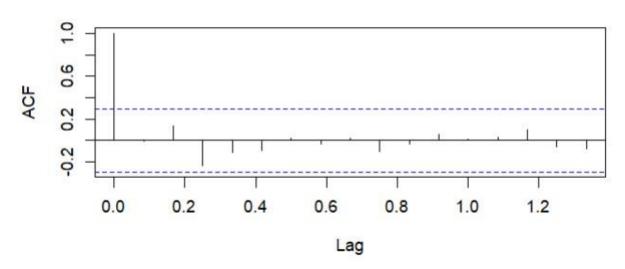
Résidus du modèle Holt-Winters



L'analyse graphique des résidus dans le temps révèle une distribution relativement aléatoire autour de zéro, suggérant que le modèle capture bien la composante aléatoire des données. Cependant, on observe quelques pics notables, notamment une forte baisse vers 2015, qui pourraient indiquer la présence d'événements inhabituels ou de points aberrants. Globalement, la variabilité des résidus semble stable sur la période étudiée, à l'exception de ces quelques points extrêmes. L'absence de tendance claire dans les résidus confirme que le modèle a correctement pris en compte la tendance générale des données.

2.2- Visualisation Analyse de l'autocorrélation (ACF)

ACF des résidus



Le graphique d'autocorrélation montre que les résidus sont indépendants. Cela signifie que les erreurs commises par le modèle ne sont pas liées entre elles.

2. 3- Interprétation

Le modèle que nous avons utilisé s'adapte très bien aux données. Les erreurs du modèle sont aléatoires et ne suivent pas de schéma particulier, ce qui est un bon signe. Cela signifie que notre modèle est capable de prédire les ventes futures de manière fiable. Compte tenu de la présence d'une saisonnalité marquée et d'une tendance à la croissance, le modèle de Holt-Winters est le modèle idéal pour effectuer nos prévisions des ventes. Ce modèle est capable de capturer les variations saisonnières et la tendance de manière plus précise que le SES.

3- ESTIMATION DES PARAMETRES

Paramètre	Valeur
Alpha (lissage du niveau)	0.5117962
Beta (lissage de la tendance)	0
Gamma (lissage de la saisonnalité)	0.8780483

L'ajustement des paramètres de notre modèle permet en tenant compte de la tendance et de la saisonnalité de le personnaliser pour qu'il corresponde au mieux aux caractéristiques spécifiques de vos données afin de prédire les ventes pour les 12 prochains mois.

4- AJUSTEMENT DU MODELE D'HOT WINTER

L'ajustement du modèle de Holt-Winters est essentiel pour s'assurer que nos prévisions restent pertinentes et fiables dans un environnement commercial en constante évolution. Il est essentiel d'ajuster régulièrement votre modèle de Holt-Winters pour s'assurer que vos prévisions restent pertinentes. Les comportements des consommateurs, les tendances du marché et les événements externes évoluent

constamment.

Coefficient	Valeur
a	20518833.5
b	421794.1
s1	-620141.8
s2	204914.1
s3	-364801.4
s4	3447562.4
s5	-184223.4
s6	-2840079.7
s7	741357.2
s8	430721.1
s9	207346.7
s10	-1509484.4
s11	-283183.9
s12	-7244515.9

Le coefficient b positif indique une tendance générale à la hausse des ventes au fil du temps (Tendance à la hausse).

Les coefficients saisonniers s1 à s12 montrent une forte saisonnalité dans les ventes. Certains mois, comme décembre (s12), ont des ventes significativement plus faibles que la moyenne, tandis que d'autres mois ont des ventes supérieures à la moyenne.

Les coefficients saisonniers permettent d'identifier les périodes de l'année où les ventes sont plus élevées ou plus faibles. Cela peut être lié à des facteurs tels que les fêtes de fin d'année, les vacances scolaires, ou les saisons climatiques (saisonnalité marquée).

5- PREVISIONS POUR LES 12 PROCHAINS MOIS



5. 1- Interprétations

Le graphique montre :

- ✓ Une zone bleue représente les prévisions futures avec un intervalle de confiance
- ✓ Une ligne centrale bleue représente la prévision moyenne
- ✓ Les zones plus claires autour représentent la marge d'incertitude

• Évolution des ventes et prévisions

L'analyse des données de ventes révèle une croissance soutenue entre 2013 et 2017, passant d'environ 10 millions à 25-30 millions d'unités. Cette progression est caractérisée par des fluctuations saisonnières régulières mais une tendance générale à la hausse.

• Rupture de tendance en 2018

Début 2018, on observe une baisse significative des ventes, de l'ordre de 50%, marquant une rupture par rapport à la tendance précédente. Cette chute brutale pourrait être due à divers facteurs, tels qu'un changement de contexte économique, une intensification de la concurrence ou une évolution des comportements d'achat des consommateurs.

Prévisions futures

Les prévisions, représentées par la zone bleue, suggèrent une reprise progressive des ventes après cette baisse. Cependant, le niveau de ventes prévu reste inférieur aux niveaux historiques de 2017. L'incertitude autour de ces prévisions augmente avec l'horizon temporel, comme en témoigne l'élargissement de l'intervalle de confiance.

En résumé, les ventes ont connu une croissance régulière jusqu'en 2017 avant de subir une baisse importante. Les prévisions indiquent une reprise partielle, mais l'avenir reste incertain, notamment en raison de la persistance de facteurs externes susceptibles d'influencer le marché.

CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

L'analyse des séries temporelles des ventes à l'aide du modèle de Holt-Winters a permis de mettre en évidence une tendance à la hausse des ventes, accompagnée de fluctuations saisonnières marquées. Le choix d'une méthode additive s'est avéré pertinent pour capturer ces variations.

Cependant, les résultats obtenus doivent être interprétés avec prudence en raison des limites de l'analyse. Le manque de granularité des données, notamment l'absence de distinction entre les différentes familles de produits et l'impact des promotions, ne permet pas de capturer toute la complexité des phénomènes observés. De plus, l'influence de facteurs externes tels que le contexte économique ou la concurrence n'a pas été prise en compte dans cette étude.

Recommandations par rapport à la méthodologie :

- Augmenter la granularité des données : En analysant les ventes par famille de produits et en différenciant les ventes en promotion et hors promotion, il sera possible d'identifier les moteurs de la croissance et de mieux cibler les actions commerciales.
- Intégrer des variables exogènes : En incorporant des variables telles que les indices de confiance des consommateurs, les prix des produits concurrents ou les événements marketing, il sera possible de mieux expliquer les variations des ventes et d'améliorer la qualité des prévisions.
- Explorer d'autres modèles : D'autres modèles de prévision, tels que les modèles SARIMA ou les modèles à base de réseaux de neurones, pourraient être envisagés pour capturer des phénomènes plus complexes.

Recommandations par rapports à la gestion des stocks :

• Court terme:

- Maintenir des stocks de sécurité ajustés en fonction de la saisonnalité et de l'incertitude.
- Mettre en place un système d'alerte pour les ruptures de stock potentielles.

• Moyen terme:

- Négocier des conditions souples avec les fournisseurs pour ajuster les commandes en fonction de l'évolution de la demande."
- "Évaluer la possibilité de sous-traiter une partie de la production pour gagner en flexibilité.

• Long terme:

- Investir dans des systèmes de prévision plus sophistiqués pour améliorer la précision des prévisions à long terme."
- "Envisager de mettre en place un entrepôt tampon pour faire face aux fluctuations de la demande.

Recommandations pour l'optimisation des décisions commerciales

• Suivi et analyse :

- Mettre en place un tableau de bord de suivi des ventes et des indicateurs clés de performance (KPI).
- Analyser régulièrement les écarts entre les prévisions et les réalisations pour affiner le modèle.

• Collaboration inter-services :

- Renforcer la collaboration entre les équipes commerciales, achats et logistique pour une meilleure coordination des activités.
- Organiser des réunions régulières pour partager les informations et prendre des décisions collégiales.

• Adaptation aux évolutions du marché :

- Mettre en place un système d'alerte pour détecter les changements de tendance et les événements inattendus.
- Développer de nouveaux produits ou services pour diversifier l'offre et réduire la dépendance vis-à-vis des produits saisonniers.