



UNIVERSITÉ DE MONTPELLIER

Faculté d'économie

Projet d'économétrie appliquée



**Analyse comparative de l'impact de crises structurellement
différentes sur la performance prédictive du cours de Danone :
Approches traditionnelles et algorithme de Box-Jenkins**

ABUBAKER Mohamed - FRAYSSE Christopher

M1 - MBFA - ARB - (2023-2024)

Sous la direction de : Mme : SEYTE Françoise

Sommaire

1	Étude d'un choc financier endogène, la crise des subprimes	3
1.1	Présentation de la chronique	3
1.2	Prévision par les méthodes traditionnelles	6
1.3	Prévision par l'algorithme de Box et Jenkins	10
1.4	Conclusion	15
2	Étude d'un choc exogène, la crise du COVID-19	16
2.1	Présentation de la chronique	16
2.2	Prévision par les méthodes traditionnelles	18
2.3	Prévision par l'algorithme de Box et Jenkins	22
2.4	Conclusion	23
3	Projection des performances pour 2023	24
3.1	Contexte économique et financier actuel	24
3.2	Prévisions pour 2023	29
A	Annexe	36
A.1	Crise des subprimes	36
A.2	Box-Jenkins	42
A.3	Crise du COVID	51
A.4	Prévision par Box-Jenkins	58
A.5	Mai 2023	68

Introduction

Dans son essai philosophique sur les probabilités, Pierre-Simon de Laplace dessine les contours d'une intelligence qui, lorsqu'elle possède la totalité des connaissances et les données associées, pourrait alors voir aussi bien le passé que le futur. Ainsi, dans son essai, par l'intermédiaire du Démon de Laplace, le philosophe nous questionne quant à la nature même de l'incertitude et développe son point de vue. Selon lui, l'incertitude n'est que l'ignorance des liens qui uniraient la totalité des événements au système entier. C'est ainsi, en s'inscrivant dans le principe de raison suffisante de Leibniz, que Laplace justifie qu'une connaissance parfaite des probabilités, des données associées et des lois sous-jacentes permettrait de justifier le passé tout en prévoyant le futur.

Un tel démon peut-il exister dans un système où les lois sont par nature imparfaites ? Dès lors que nous appliquons ce concept au marché financier, le démon se heurte à la réalité des crises financières, où les réactions émotionnelles et les comportements irrationnels prennent le dessus. Les marchés financiers, de par leur nature volatile et influencée par des facteurs - exogènes ou endogènes -, offrent alors un terrain d'études particulièrement intéressant pour tester les limites de nos modèles de prévision.

Ainsi, la prédiction d'un cours boursier, telle qu'une prédiction du cours de l'action de Danone, s'avère être une entreprise complexe et nuancée, où la fiabilité des modèles traditionnels et de l'algorithme de Box-Jenkins est constamment mise à l'épreuve. Ces modèles, bien qu'élaborés pour interpréter et anticiper les tendances à partir des données historiques, rencontrent des difficultés lorsque confrontés à l'inattendu. Les crises, par leur diversité, introduisent une variabilité et une imprévisibilité qui dépassent souvent les cadres pré-établis de ces outils analytiques.

Cela nous amène à questionner non seulement la capacité de ces modèles à s'adapter et à prédire avec précision dans des conditions normales, mais aussi leur résilience et leur efficacité en période de turbulence. *Comment, dès lors, des crises de natures différentes impactent-elles la performance des modèles traditionnels de prévision, tels que la régression linéaire, Holt-Winters, et le lissage exponentiel double, par rapport à l'algorithme de Box-Jenkins, dans l'objectif de prévoir les cours de l'action de Danone ?* Ce travail se propose donc d'analyser et de comparer la performance de ces modèles dans le cadre spécifique des crises affectant le cours de Danone.

Ainsi, nous proposerons une approche concentrée sur deux grandes crises de ce début de siècle, la crise des subprimes de 2008 et la crise du COVID de début 2020. En offrant à chaque crise une partie dédiée d'analyse, nous chercherons à quantifier la résilience des modèles en comparant les résultats obtenus avec un échantillon ne tenant pas compte de la crise et un échantillon tenant compte de la crise. De cette façon, nous comparerons quelle méthode prédictive nous permet d'avoir la meilleure fiabilité et précision dans des scénarios de marché extrêmes. Une dernière partie viendra se concentrer sur l'impact d'une crise mineure, l'importante chute de mai 2023, sur le cours de Danone, nous permettant de voir si les modèles qui se sont avérés efficaces dans la gestion d'événements majeurs restent performants dans des situations de moindre ampleur.

Méthodologie

Pour mener à bien ce travail, les cours ont été récoltés, au format journalier et mensuel, sur le site Yahoo ! Finance. Le cours retenu a été le cours de fermeture ajusté. L'utilisation du cours de clôture ajusté permet de conserver une continuité des données en éliminant toute discontinuité ou distorsion causée par des opérations sur titres. En éliminant ces distorsions, le cours de clôture ajusté permet alors de maintenir une cohérence des données dans le temps tout en tenant compte des réactions du marché aux événements externes.

La décision d'utiliser le cours comme principale métrique de l'impact des crises sur l'entreprise mérite une justification. D'une part, ces cours sont envisagés comme le reflet de la perception du marché quant à la valeur future de l'entreprise. De fait, ils intègrent une multitude d'informations, allant de la performance financière actuelle aux perspectives de croissance futures, en incluant les risques sectoriels et les risques économiques globaux. D'autre part, la concentration sur l'analyse des cours trouve ses raisons dans des causes techniques : la volonté d'offrir une mesure quantitative claire de l'impact d'événements externes sur Danone en utilisant une méthodologie de prévisions économétriques doit se baser sur le cours. Enfin, en centrant l'analyse sur la cotation de Danone, ce travail s'inscrit dans une analyse plus large des marchés financiers et de leur interaction avec l'économie réelle, sans limiter les marchés financiers à un système clos et hermétique.

Les données ont été récoltées en euros, sur une période allant de Janvier 2001 à Mars 2024. Les décisions préalables à l'établissement des périodes d'études seront traitées plus en profondeur dans les parties correspondantes, mais le travail définit une période sans effet de crise étant celle précédant une période avec effet de crise. Les périodes avec effet de crises sont donc celles sans effet de crise auxquelles s'ajoute le point d'inflexion, la période supérieure à 3 mois, où le cours de l'entreprise a subi de fortes variations à la baisse.

Pour la dernière section, qui se base sur une fréquence journalière, et étant donné que la Bourse de Paris connaît des jours fériés, nous avons répliqué le cours de clôture du dernier jour ouvrable disponible pour les jours sans activité boursière. La totalité des calculs a été effectuée sur Eviews ou Excel et sera présentée, sans exception, dans les annexes des parties correspondantes.

1 Étude d'un choc financier endogène, la crise des subprimes

1.1 Présentation de la chronique

1.1.1 Choix des périodes

Dans ce premier volet majeur du travail, l'accent sera mis sur la réalisation, d'une analyse prédictive de l'évolution du cours de l'action de Danone durant la période de la crise des subprimes. Par l'examen de la période sans effet de crise, une projection sur deux ans sera réalisée, en employant à la fois les techniques traditionnelles et la méthode de Box-Jenkins. Cette phase, une fois complétée, verra l'intégration de l'impact de la crise dans le but d'établir une prévision pour l'année 2009, en recourant aux mêmes méthodologies qui auront été évoquées précédemment.

Une comparaison des différentes méthodes sera ensuite effectuée afin de déterminer laquelle aura été considérée comme la plus prédictive sur la période analysée. Le processus analytique se terminera par une confrontation entre les prédictions qui auront été réalisées et les performances qui auront été réellement observées en 2009.

Néanmoins, l'identification correcte des périodes avec et sans effets de crise apparaît alors comme essentiel. Ainsi, l'évaluation des variations de cours précédant la crise des subprimes sera nécessaire.



FIGURE 1 – Evolution du cours de Danone entre 2001-2011

Comme illustré par le graphique ci-dessus, l'action de Danone a enregistré une diminution de -31% sur l'année 2008, passant d'un cours d'ouverture en Janvier 2008 de 58.33€ à un cours de fermeture en Décembre 2008 de 40.75€. Ainsi, conformément à la méthodologie, la période sans effet crise est la période qui précédera l'année 2008. De plus, il a été décidé de traiter toutes les périodes avant 2000 comme étant des périodes à fortes distorsions suites aux nombreuses crises que l'Europe et l'Asie ont rencontré. Quant à 2000, il a aussi été décidé de l'omettre pour deux raisons essentielles. Premièrement, la vente des activités de brasserie du groupe en 2000 malgré une marge très bonne de 12-13% [11] qui avait été accueilli avec scepticisme par les investisseurs. Secondement, la seconde partie de 1999 rentre dans notre définition d'effet crise avec une perte de 21% du cours de l'action sur une période allant de Juin 1999 à Février 2000, enregistrant un total de 7 mois à la baisse pour seulement 1 mois à l'équilibre et un mois de regain. Ainsi, les périodes seront donc séparés de la façon suivante :

- Période sans crise : Démarrant en Janvier 2001 et se terminant en décembre 2007
- Période avec crise : Démarrant de Janvier 2001 et se terminant en décembre 2008.

Avant l'entame de tout travail, il est requis que la série soit initialisée par la vérification de la sphéricité de la matrice variance-covariance de ses erreurs. En l'absence d'hétéroscédasticité (présence

d'homoscédasticité), aucune transformation supplémentaire ne sera appliquée aux séries ; toutefois, en présence d'hétéroscédasticité, celles-ci seront soumises à une transformation logarithmique. Pour l'examen de cette hypothèse, il sera procédé à une régression des séries par sa constante, les séries étant positionnées en tant que variable expliquée et la constante en tant que variable explicative, suivie de l'application d'un test de ARCH sur son estimation.

Spécification du test :

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_k = 0 \quad : \text{Homoscédasticité}$$

$$H_1 : \exists i \in \{1, 2, \dots, k\} \mid \beta_i \neq 0 \quad : \text{Hétéroscédasticité}$$

Statistique de test :

$$LM = nR^2 \sim \chi_{0.95,k}^2$$

Règle de décision :

Si $nR^2 < \chi_{0.95,k}^2$, H_0 est acceptée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$

Si $nR^2 \geq \chi_{0.95,k}^2$, H_0 est rejetée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$

2001-2007			2001-2008		
n	R ²	LM	n	R ²	LM
83	0.900	74.704	95	0.741	70.433

TABLE 1 – Résultats test ARCH¹ pour 2001-2007 et 2001-2009

À la lumière des valeurs inscrites dans les colonnes LM et de la valeur de $\chi_{0.95,1}^2 = 3.841$, $LM > \chi_{0.95,1}^2$. L'hypothèse H_0 est donc rejetée au risque de première espèce 5% pour les deux périodes. Les séries des cours de Danone, de Janvier 2001 à Décembre 2007 et de Janvier 2001 à Décembre 2008, sont caractérisées par de l'hétéroscédasticité. La poursuite de l'étude se fera sur les séries transformées logarithmiquement.

1.1.2 Analyse de la saisonnalité

L'identification de la saisonnalité au sein d'une chronique constitue une démarche cruciale dans son traitement. Si la composante saisonnière n'est pas retirée avant l'étude préalable, cela conduit à une analyse simultanée de celle-ci avec les autres caractéristiques. À l'inverse, l'extraction de la composante saisonnière en son absence créait un bruit parasite qui viendrait dégrader la qualité de la prévision. Ainsi, il existe tout un enjeu derrière cette quête de saisonnalité, être capable d'identifier correctement la nature des variations de la série augmentent les capacités prédictives des méthodes statistiques. Pour se faire, et parce que l'analyse graphique de données mensuelles ne permet pas de mettre en lumière des dynamiques précises, se référer au graphique 1, l'analyse de la variance de la chronique sera préférée. Conformément aux données de moyennes et d'écart-type que nous pouvons retrouver dans le tableau de buys-ballot⁶³, il est nécessaire de calculer la variance de la période, la variance de l'année, la variance résidu et la variance totale.

Période	2001-2007	2001-2008
Variance période	0.011	0.005
Variance année	1.056	1.305
Variance résidu	0.061	0.090

TABLE 2 – Calcul des variances pour 2001-2007 et 2001-2008

Spécification du test : H_0 : pas d'influence du facteur colonne (Pas saisonnalité) H_1 : Influence du facteur colonne (saisonnalité)**Statistique de test :**

$$F_c = \frac{V_P}{V_R} \sim F_{0.95}((P-1); (N-1)(P-1))$$

Règle de décision :Si $F_c < F_{1-k}$, H_0 est acceptée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$ Si $F_c \geq F_{1-k}$, H_1 est rejetée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$

Respectivement, la spécification du test et la règle de décision peuvent être reformulées pour évaluer l'influence du facteur ligne, ou H_1 serait la présence d'une tendance et non plus d'une saisonnalité. La statistique de test quant à elle deviendrait :

$$F_c = \frac{V_A}{V_R} \sim F_{0.95}((N-1); (N-1)(P-1))$$

Voici le tableau synthétique du test de Fisher :

	2001-2007		2001-2008	
	Fisher empirique	Fisher lu	Fisher empirique	Fisher lu
Influence facteur colonne	1.081	1.93	0.420	1.9
Influence facteur ligne	189.446	2.23	159.948	2.04

TABLE 3 – Résultat calcul variance pour 2001-2007 et 2001-2008

Il apparaît ainsi que la statistique concernant l'influence du facteur colonne, s'avérant inférieure à la valeur critique de Fisher, mène à l'acceptation de l'hypothèse H_0 avec un risque de première espèce de $\alpha = 5\%$, rejetant l'impact d'une composante saisonnière sur ses dynamiques d'évolution pour les deux périodes. En revanche, l'influence du facteur ligne, le Fisher empirique est supérieur au Fisher lu, il en découle le rejet de l'hypothèse H_0 au risque de première espèce de $\alpha = 5\%$, ce qui conclut en l'existence d'une tendance pour les deux périodes.

L'étude de la saisonnalité a permis de révéler des perspectives significatives sur la dynamique de l'évolution du cours de Danone entre les deux périodes. Les test sur l'influence du facteur colonne démontre que les série ne sont pas soumise à des variations saisonnières, résultat qui pourrait être en décalage avec les attentes initiales compte tenu des fluctuations inhérentes liés à la publication de compte de résultat de l'entreprise ou d'un de ses concurrents. Néanmoins, l'étude de l'influence du facteur ligne a permis de révéler l'existence d'une tendance, elle pourra être supprimé par une régression par le temps (si déterministe) ou par une procédure de filtrage par les différences premières (si aléatoire).

L'initialisation de la série touchant à sa fin, il est désormais possible de procéder aux méthodes de prévisions. Cependant, une interrogation sur la nature de la tendance persiste. Dans cette sous-partie consacrée à l'analyse par la régression, une attention particulière sera apportée à l'identification de la nature de la tendance, afin de déterminer si celle-ci relève d'un comportement déterministe, pouvant être expliqué par des facteurs spécifiques et observables, ou si elle est le résultat de fluctuations aléatoires inhérentes à des phénomènes non-observables ou extérieurs. Cette distinction est essentielle,

car elle orientera le choix du modèle de prévision le plus adapté et permettra de poser les hypothèses adéquates pour la modélisation des dynamiques futures de la série.

1.2 Prévision par les méthodes traditionnelles

1.2.1 Analyse par la régression

Pour répondre à cette question, le modèle suivant sera posé :

$$x_t^P = \beta t + \alpha + \epsilon_t$$

avec x_t^P la chronique associée à la période étudiée p et t le temps. Ce modèle pose l'hypothèse forte que la tendance non-linéaire ne peut pas être non transformable par anamorphose, notons que la chronique est toujours transformée logarithmiquement et qu'il n'est donc pas nécessaire de la retransformer.

En utilisant la méthode des moindres carrés pour fournir les estimateurs de α et β notés $(\hat{\alpha}, \hat{\beta})$, il sera possible d'extrapoler la droite de la tendance à des périodes au-delà des échantillons pour prévoir le cours de l'action mais aussi d'utiliser les tests disponibles pour déterminer si la tendance est déterministe ou aléatoire. L'estimation des paramètres constitue la première démarche de cette section. Les résultats des régressions donnent pour équations :

$$x_t^{2007} = 0.04t + 1.153 + \epsilon_t \quad (1)$$

$$x_t^{2008} = 0.004t + 1.165 + \epsilon_t \quad (2)$$

Il est désormais nécessaire de regarder si ces estimateurs sont significativement différents de 0.

Spécification du test :

$H_0 : \beta = 0$: Le paramètre n'est pas significativement différent de 0

$H_1 : \beta \neq 0$: Le paramètre est significativement différent de 0

Statistique de test :

$$t_c = \frac{\hat{\beta}}{\hat{\sigma}_{\beta}} \sim t_{1-\frac{\alpha}{2}}(N - K)$$

Règle de décision :

Si $T_c < t_{0.975}$, H_0 est acceptée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$

Si $T_c \geq t_{0.975}$, H_1 est rejetée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$

	2001-2007		2001-2008	
	t-stat empirique	t-stat lu	t-stat empirique	t-stat lu
β	13.615	1.984	15.666	1.96
α	82.294	1.984	89.18	1.96

TABLE 4 – Significativité des paramètres pour 2001-2007 et 2001-2008

Il est constaté que le Student empirique est supérieur au Student lu pour les deux paramètres calculés ; par conséquent, l'hypothèse H_0 est rejetée au risque de première espèce. Il est démontré que les deux estimateurs diffèrent significativement de 0 pour les périodes 2001-2007 et 2001-2009. Désormais, la réponse à la question posée plus tôt doit être apportée. Ainsi, lors de la comparaison entre les données observées de la chronique et les données ajustées, il est envisageable que la tendance

suive une trajectoire déterministe à long terme pour les deux périodes considérées. Dans un modèle de régression temporelle, il est permis par les données ajustées de représenter la tendance déterministe de la chronique. Toutefois, le recours exclusif au graphique des valeurs ajustées n'est pas jugé suffisant pour émettre un diagnostic précis. L'examen du corrélogramme et la fonction d'auto corrélation révèle une forte auto-corrélation des résidus. Si des résidus aléatoires, nécessaires à la constitution d'un modèle robuste, font défaut, l'existence d'une tendance à composante stochastique, occultée par les valeurs ajustées, doit être interrogée². L'examen de la racine unitaire de la chronique devient alors impératif avant de conclure sur sa tendance. La présence confirmée d'une racine unitaire indiquerait un processus autorégressif, signifiant que la série n'est pas stationnaire et peut exhiber une tendance stochastique plutôt que déterministe. En conséquence, la chronique pourrait se montrer extrêmement sensible aux chocs externes, et pas seulement aux facteurs systémiques et prévisibles.

Malgré la démonstration que la tendance observée durant nos deux périodes n'était pas strictement déterministe, une extrapolation de la droite de tendance est néanmoins réalisée. Cependant, cette méthode, efficace uniquement lorsque la tendance est entièrement déterministe, devrait conduire à des résultats de prédiction imprécis. Les équations 1 2 précédemment établies serviront donc de base pour les droites de tendance. Le tableau récapitulatif des prévisions pour 2010 présente les résultats suivants :

	2001-2007	2001-2008	2009
	Valeur prévues	Valeur prévues	Valeur réelles
Janvier 2009	34.896	33.430	25.506
Février 2009	35.217	33.716	23.776
Mars 2009	35.541	34.004	22.358
Avril 2009	35.869	34.295	21.655
Mai 2009	36.199	34.588	22.037
Juin 2009	36.532	34.884	21.424
Juillet 2009	36.869	35.182	22.737
Août 2009	37.208	35.483	24.330
Septembre 2009	37.551	35.787	24.514
Octobre 2009	37.897	36.093	26.615
Novembre 2009	38.246	36.402	26.469
Décembre 2009	38.598	36.713	25.729

TABLE 5 – Extrapolation d'une droite de tendance, 2001-2007 et 2001-2008

1.2.2 Lissage exponentiel double

Dans la partie précédente, il a été émis l'hypothèse qu'une série était affectée par une tendance aléatoire, rendant sa prévision par l'extrapolation d'une droite de tendance vaine. Les méthodes de prévision par lissage visent à attribuer plus de poids à certaines périodes de la chronique ; ainsi, le lissage exponentiel simple permet d'attribuer un poids plus important aux dernières données connues si le paramètre λ est proche de 1. Inversement, plus il est proche de 0, moins le lissage est réactif aux dernières observations. Néanmoins, étant donné que la chronique est affectée par une tendance, le lissage exponentiel simple ne donnera pas de bons résultats. Par construction, l'application d'un modèle linéaire simple aura pour impact de sur-estimer ou de sous-estimer les chroniques localement linéaires. Pour répondre à ce problème, l'utilisation d'un lissage exponentiel double est envisagée.

2. L'analyse ne sera pas poursuivie sur la période 2008, elle agissait comme exemple

Dans cette partie, l'application du lissage exponentiel double de Brown, qui n'est fondamentalement qu'un lissage exponentiel simple appliqué sur un lissage exponentiel simple, sera examinée.

Avant toute chose, le facteur de lissage λ sera celui qui permettra de minimiser la somme des carrés des erreurs de prévisions passées, avec $\lambda_{2007} = 0.324$ et $\lambda_{2008} = 0.29$.

Calcul Lissage exponentielle double :

$$\tilde{x}_t = \lambda x_{t-1} + (1 - \lambda)\tilde{x}_{t-1}$$

$$\hat{x}_t = \lambda \tilde{x}_t + (1 - \lambda)\hat{x}_{t-1}$$

$$a_t = 2\tilde{x}_t - \hat{x}_t$$

$$b_t = \frac{1}{1 - \lambda}(\tilde{x}_t - \hat{x}_t); \quad \lambda = \frac{1 - \lambda}{\lambda}$$

$$x_{t-1}^P = a_t + b_t, \quad (t = 2, \dots, 84) \text{ (resp. } t = 2, \dots, 108)$$

$$x_{n,t+h}^P = a_{n+1} + b_{n+1} \cdot h \quad (h = 2, 3, \dots, 36) \text{ (resp. } h = 2, 3, \dots, 12)$$

Ainsi, lorsque la valeur de \hat{X}_t pour février 2009 est calculée à partir de l'échantillon de 2001-2007, elle est obtenue par $x_{84,86}^P = a_{85} + b_{85} \times 13$. En revanche, à partir de l'échantillon de 2001-2008, elle est calculée par $x_{96,98}^P = a_{97} + b_{97} \times 2$.

	2001-2007	2001-2008	2009
	Valeur prévues	Valeur prévues	Valeur réelles
Janvier 2009	37.571	25.984	25.506
Février 2009	37.845	25.468	23.776
Mars 2009	38.121	24.962	22.358
Avril 2009	38.399	24.466	21.655
Mai 2009	38.679	23.980	22.037
Juin 2009	38.961	23.503	21.424
Juillet 2009	39.245	23.036	22.737
Août 2009	39.532	22.579	24.330
Septembre 2009	39.820	22.130	24.514
Octobre 2009	40.110	21.690	26.615
Novembre 2009	40.403	21.259	26.469
Décembre 2009	40.697	20.837	25.729

TABLE 6 – Résultat d'un lissage exponentielle double, 2001-2007 et 2001-2008

Les résultats prévisionnels de 2009, basés sur les données de la période 2001-2008, ont gagné en précision par rapport à l'utilisation d'une extrapolation d'une droite de tendance. En revanche, les prévisions effectuées à partir des données couvrant de 2001 à 2007 ont vu leur précision diminuer. Ceci est particulièrement vrai en considérant que le début de l'année 2009 est marqué par $h = 13$. Ainsi, ces résultats semblent conforter notre hypothèse selon laquelle la tendance ne peut pas être simplifiée à une tendance déterministe et que les méthodes traditionnelles manqueront de précision en comparaison avec l'algorithme de Box-Jenkins ou d'autres méthodes plus puissantes.

1.2.3 Lissage exponentiel par Holt et Winter

L'introduction d'un double filtrage exponentiel simple a permis d'améliorer la fiabilité des prévisions à court terme mais a entraîné une baisse de précision sur une prévision à long terme. La dernière méthode de prévision à examiner est la prévision par lissage exponentiel de Holt et Winter. Nos deux

périodes étant non-saisonnnières, cette méthode ne sera fondamentalement pas différente d'un lissage exponentiel double (LED) avec deux paramètres, un sur la moyenne et un sur la tendance.

Calcul du Lissage exponentielle de Holt et Winters^a :

$$\text{Lissage de la moyenne : } a_t = \alpha \left(\frac{x_t}{S_{t-p}} \right) + (1 - \alpha)(a_{t-1} + b_{t-1})$$

$$\text{Lissage de la tendance : } b_t = \beta(a_t - a_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$

$$\text{Lissage de la saisonnalité : } S_t = \gamma \left(\frac{x_t}{a_t} \right) + (1 - \gamma)S_{t-p}$$

$$\text{Prévision à un horizon de } h \text{ périodes : } \hat{x}_{t+h} = \begin{cases} (a_t + hb_t)S_{t-p+h}, & \text{si } 1 \leq h \leq p \\ (a_t + hb_t)S_{t-2p+h}, & \text{si } p+1 \leq h \leq 2p \end{cases}$$

a. Analyse des séries temporelles, Bourbonnais, p76

Les paramètres optimisés sont les suivants : $\alpha_{2007} = 0.910$, $\alpha_{2008} = 0.910$, $\beta_{2007} = 0.030$, $\beta_{2008} = 0.03$

	2001-2007	2001-2008	2009
	Valeur prévues	Valeur prévues	Valeur réelles
Janvier 2009	40.138	26.597	25.506
Février 2009	40.573	26.543	23.776
Mars 2009	41.014	26.489	22.358
Avril 2009	41.459	26.436	21.655
Mai 2009	41.909	26.382	22.037
Juin 2009	42.364	26.329	21.424
Juillet 2009	42.824	26.276	22.737
Août 2009	43.289	26.223	24.330
Septembre 2009	43.759	26.170	24.514
Octobre 2009	44.234	26.117	26.615
Novembre 2009	44.714	26.064	26.469
Décembre 2009	45.199	26.012	25.729

TABLE 7 – Résultat d'un lissage exponentielle d'Holt et Winter, 2001-2007 et 2001-2008

Ainsi, les résultats semblent moins performants qu'un lissage exponentiel double (LED) normal pour la période 2001-2007, mais plus performants pour la période 2001-2008, malgré de fortes variations qui ne sont pas reflétées dans les cours prévus. En effet, le lissage exponentiel de Holt et Winter prend tout son sens dans l'étude d'une série dotée d'une saisonnalité. Les deux chroniques étant non-saisonnnières, appliquer un simple LED est plus performant que de pratiquer un lissage de Holt et Winter.

1.2.4 Meilleure méthode

La prévision sur des données passées permet de calculer directement le RMSE (Root Mean Square Error) des prévisions. Il suffit alors de faire $RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (X_t - \hat{X}_t)^2}$ avec n le nombre d'observations prévues, X_t les valeurs observées historiquement et \hat{X}_t les valeurs prévues.

Dans les périodes analysées, 2001 à 2007 et 2001 à 2008, une différence significative entre les RMSE, particulièrement pour la méthode de Holt-Winter et du LED. Cette divergence souligne l'importance d'une identification correcte de la nature de la chronique avant la réalisation de prévisions.

	2001-2007		2001-2008	
	RMSE	Rang	RMSE	Rang
Régression	9.725	1	11.22	3
LED	11.849	2	3.03	2
HW	14.569	3	3.04	1

TABLE 8 – Récapitulatif des RMSE, période 2001-2007 2001-2008

Bien que les modèles LED et Holt Winter ont montré une grande capacité à expliquer les données sur lesquelles ils ont été entraînés sur le court terme, comme en témoigne le RSME de 2001-2008, la forte augmentation du RMSE en 2001-2007 témoigne de la rigidité inhérente au test traditionnelle. Les changements de paradigme ne sont que très peu supporté par ces tests, indiquant une faible capacité de ces modèles à capturer et à prévoir les variations des données sur une longue période.

Sur la période 2001-2008, les méthode e Holt-Winter et du LED se sont distinguées par leur précision, suggérant une adaptabilité supérieure aux variations du marché ou à d'autres facteurs externes pouvant influencer les données à court terme. Des variations faibles des RMSE issues des méthodes de lissage ont confirmé l'hypothèse émise ; par la nature identifiée des chroniques, l'extrapolation d'une droite de tendance n'a pas été jugée pertinente sur les périodes étudiées. Il est reconnu que les performances passées des indicateurs ne garantissent pas les performances futures et que la prévision exige une évaluation continue. Une faible différence entre les RMSE du LED pour 2001-2008 et ceux du HW pour cette même période a démontré qu'il existe peu de différences fondamentales entre un modèle LED et un Holt-Winter sans saisonnalité.

1.3 Prévision par l'algorithme de Box et Jenkins

Avant l'émergence de la méthode de Box-Jenkins, les pratiques en prévision statistique se basaient sur l'admission d'une loi fondamentale, supposée indépendante des séries temporelles et caractérisée par une dimension aléatoire. Cette approche traditionnelle consistait à isoler, autant que possible, les caractéristiques statistiques de cette loi pour servir de fondement aux projections futures. En d'autres termes, l'analyse statistique se limitait à essayer de correspondre les observations réelles à un modèle théorique préétabli, en ajustant certains paramètres. Cette méthode s'avérait relativement efficace lorsque les séries présentaient peu de fluctuations mais atteignait rapidement ses limites lorsque les séries temporelles déviaient des attentes, en raison de leur nature complexe, incluant des tendances, des composantes cycliques et des variations aléatoires.

La méthode de Box-Jenkins a marqué une rupture avec cette approche conventionnelle. Plutôt que de supposer que la série temporelle suit une loi de comportement prédéterminée, elle a été conçue pour découvrir quelle loi de comportement s'adapte le mieux à la série en question. Elle a offert la possibilité d'évaluer si une loi de variation est appropriée et de déterminer la précision des prévisions qu'elle permet d'obtenir. En cas de non-adéquation, la méthode de Box-Jenkins a également fourni des indications précieuses pour identifier la loi la plus à même de modéliser correctement la série temporelle. La méthodologie se décompose en trois étapes menant à la construction d'un modèle linéaire stochastique : l'identification du modèle, l'estimation des paramètres et la validation du modèle.

1.3.1 Test de racine unitaire

Étant donné que les deux séries analysées sont non saisonnières, la première étape réalisée consiste à rechercher la stationnarité en termes de tendance. La détermination de la stationnarité dans l'analyse des impacts des crises sur une chronique revêt une importance fondamentale : en présence d'un sys-

tème stationnaire, l'effet du choc est destiné à s'estomper, tandis qu'en son absence, l'effet se révèle permanent.

En cas d'absence de stationnarité - et donc de présence d'une racine unitaire - la détermination de la nature du processus entre TS et DS devient nécessaire. En situation de choc, les processus TS tendent à converger à nouveau vers leur moyenne - qui n'a pas été affectée par le choc - induisant ainsi un effet de choc temporaire. En contraste, les processus DS, qui ne convergent pas temporellement, subissent un impact permanent du choc.

Pour tester la présence d'une racine unitaire, deux tests sont disponibles :

- **Le test de Dickey-Fuller augmenté** : Ce test repose sur l'hypothèse nulle d'existence d'une racine unitaire, suggérant que la série est non stationnaire. En appliquant une correction paramétrique de l'auto-corrélation des résidus par l'inclusion d'endogènes retardés pour blanchir les résultats, le test vise à réfuter cette hypothèse nulle au profit de l'alternative selon laquelle la série est stationnaire, avec ou sans tendance.
- **Le test de Phillips Perron** : Ce test cherche également à détecter la présence d'une racine unitaire, indiquant une série non stationnaire. Contrairement à la correction paramétrique du test ADF, le test de Phillips Perron utilise une statistique de Student corrigée de manière non paramétrique, basée sur une estimation de la variance à long terme des résidus.

Le choix du test s'avère crucial. Le test de Phillips-Perron, grâce à sa construction, s'avère plus robuste face aux diverses formes d'hétéroscédasticité et d'autocorrélation. Cependant, le test ADF présente une meilleure performance lorsque le nombre d'observations est relativement faible[2]. Par conséquent, les deux tests seront appliqués dans le but de valider ou d'infirmer les résultats obtenus pour renforcer leur robustesse. La méthode séquentielle privilégiera le test de Phillips-Perron dans cette analyse, mais les résultats de l'ADF seront inclus en annexe. Ainsi, le modèle de départ pour les deux tests est le modèle 3 :

$$x_t = c + bt + \phi_1 x_{t-1} + a_t$$

Test des hypothèses H_0 et H_0^3

Spécification du test :

$H_0 : \phi = 1$: La partie AR possède une racine unitaire, la variable n'est donc pas stationnaire

$H_1 : -1 < \phi < 1$: Absence d'instationnarité stochastique

$H_0^3 : (c; b; \phi) = (c; 0; 1)$

H_1^3 : L'un des paramètres est différent.

Statistique de test :

$$H_0 \text{ Statistique } t_c = \frac{\hat{\phi}_1 - 1}{\hat{\sigma}_{\phi_1}}$$

$$H^3 \text{ Statistique } F_3 = \frac{(SCR_c^3 - SCR_3)/2}{SCR_3/(n-3)}$$

Règle de décision :

H_0

— Si $t_c > t_{ajs}$, H_0 est acceptée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$

— Si $t_c \leq t_{ajs}$, H_0 est rejetée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$

H_0^3

- Si $F_3 < \phi_3$, H_0^3 est acceptée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$
- Si $F_3 \geq \phi_3$, H_0^3 est rejetée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$

Pour la période 2001-2007, la statistique du test de Phillips-Perron est de -2.220 , ce qui se trouve au-dessus du seuil critique à 5% de -3.464 . Ainsi, l'hypothèse nulle, qui postule l'existence d'une racine unitaire, est acceptée avec un risque de première espèce de $\alpha = 5\%$. Il en résulte que le modèle est identifié comme ayant une racine unitaire.

Concernant la période 2001-2008, l'observation que $t_c > t_{ajs}$, avec -2.384 supérieur à -3.458 , conduit également à l'acceptation de l'hypothèse nulle au risque de première espèce de $\alpha = 5\%$. Cela signifie que, pour cette période également, le modèle est caractérisé par une racine unitaire.

Cependant, le simple fait d'identifier une racine unitaire ne suffit pas ; cela indique uniquement que $\phi = 1$. Le test suivant à réaliser est donc le test H_0^3 , qui permettra de déterminer les caractéristiques des deux autres composantes du processus générateur.

Pour les périodes analysées, les résultats des tests F montrent que l'hypothèse H_0^3 est acceptée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$ pour chacune d'elles. Plus précisément, pour 2001-2007, le F_3 calculé de 4.324 est inférieur au seuil critique $\phi_3 = 6.49$. De même, pour 2001-2008, avec un F_3 de 2.808 , l'hypothèse est acceptée, les valeurs étant toutes deux en deçà du seuil critique de 6.49 .

Hypothèse H_0^2 complémentaire

Spécification du test :

$$H_0^2 : (c; b; \phi) = (0; 0; 1)$$

$$H_1^2 : \text{L'un des paramètres est différent.}$$

Statistique de test :

$$F_2 = \frac{(SCR_c - SCR_3)/3}{SCR_3/(n-3)}$$

Règle de décision :

Si $F_2 < \phi_2$, H_0^3 est acceptée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$

Si $F_2 \geq \phi_2$, H_0^3 est rejetée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$

Concernant le test F_2 , les calculs donnent pour la période 2001-2007 un F_2 de 3.348 , et pour 2001-2008, un F_2 de 1.961 , tous deux inférieurs à leurs seuils critiques respectifs, $\phi_2 = 4.88$ et $\phi_2 = 4.75$. Ainsi, l'hypothèse H_0^2 est également acceptée pour les deux périodes au même risque $\alpha = 5\%$, indiquant que le processus associé est un DS pour chacune d'elles.

Ces analyses conduisent à la conclusion que le modèle 2, qui représente une meilleure approximation pour les chroniques étudiées et est défini par la relation :

$$x_t = c + \phi_1 x_{t-1} + a_t$$

Test des hypothèses H_0 et H_0^1

Spécification du test :

$H_0 : \phi = 1$: La partie AR possède une racine unitaire, la variable n'est donc pas stationnaire

$H_1 : -1 < \phi < 1$: Absence d'instationnarité stochastique

$$H_0^2 : (c; \phi) = (0; 1)$$

H_1^2 : L'un des paramètres est différent.

Statistique de test :

$$H_0 \text{ Statistique } t_c = \frac{\hat{\phi}_1 - 1}{\hat{\sigma}_{\phi_1}}$$

$$F_1 = \frac{(SCR_c - SCR_2)/2}{SCR_2/(n-2)}$$

Règle de décision : H_0

- Si $t_c > t_{ajs}$, H_0 est acceptée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$
- Si $t_c \leq t_{ajs}$, H_0 est rejetée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$

 H_0^3

- Si $F_1 < \phi_1$, H_0^3 est acceptée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$
- Si $F_1 \geq \phi_1$, H_0^3 est rejetée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$

Avec l'adoption d'un nouveau modèle, la présence d'une racine unitaire doit être réévaluée à travers le test d'hypothèse H_0 . Similairement, l'adéquation de l'hypothèse H_0^1 sera également examinée pour assurer la cohérence du modèle choisi.

Pour la période 2001-2007, le F_1 calculé, égal à $F_1 = \frac{(0.041-0.040)/2}{0.04/(83-2)} = 0.657$, est inférieur au seuil critique $\phi_1 = 4.71$. Par conséquent, l'hypothèse H_0^1 est acceptée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$. De même, en examinant la présence d'une racine unitaire dans un modèle sans tendance, avec $t_c > t_{ajs}$ où $0.433 > -2.897$, l'hypothèse nulle est acceptée, indiquant que le modèle possède une racine unitaire.

Pour la période 2001-2008, l'hypothèse de présence d'une racine unitaire est également acceptée ($-1.022 < -2.892$) au risque de première espèce $\alpha = 5\%$. En outre, un $F_1 = 3.497$, inférieur au seuil critique $\phi_2 = 4.63$, mène à l'acceptation de l'hypothèse H_0^1 au même niveau de risque.

Ces résultats suggèrent que les processus analysés pourraient être soit un DS sans dérive, soit un processus AR(1) stationnaire. Pour conclure la méthode itérative, il est essentiel de tester la nullité de la moyenne.

Un ultime test de racine unitaire sur les différences premières doit être réalisé pour confirmer que les séries sont effectivement devenues stationnaires.

Test complémentaire de la nullité de la moyenne**Spécification du test :**

$$H_0 : \mu = 0$$

$$H_1 : \mu \neq 0$$

Statistique de test :

$$T_c = \frac{\bar{x} - \mu}{\frac{s}{\sqrt{n}}} \sim T(n-1)$$

Règle de décision :

- Si $T_c < T(n-1)$, H_0 est acceptée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$
- Si $T_c \geq T(n-1)$, H_1 est rejetée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$

Avec des valeurs de T_c respectives de 103.874 et 121.044, les périodes 2001-2007 et 2001-2008 rejettent l'hypothèse de nullité de la moyenne. Par conséquent, les processus identifiés pour ces périodes

sont qualifiés de DS sans dérive, avec un risque de première espèce $\alpha = 5\%$.

1.3.2 Identification, validation des processus et prévisions

La conclusion tirée de l'analyse des périodes précédentes est que les processus générateurs pour ces deux périodes sont des DS sans dérive. Pour confirmer cette analyse, le calcul de la différence première est effectué, $\Delta x_t^{2007} = x_t^{2007} - x_{t-1}^{2007}$ et $\Delta x_t^{2008} = x_t^{2008} - x_{t-1}^{2008}$, permettant ainsi de procéder à plusieurs tests sur ces séries.

Le premier test indispensable consiste à vérifier la stationnarité de ces séries. Le test de Phillips-Perron démontre que, pour les deux séries et indépendamment du modèle considéré, l'hypothèse de présence d'une racine unitaire est rejetée.

Le second test à réaliser est celui de W.A Brock, W. Dechert et J. Scheinkman, qui se concentre sur la détection de données indépendamment et identiquement distribuées.

Spécification du test :

H_0 : Les données sont distribuées de manière indépendante et identique

H_1 : la série temporelle est non linéairement dépendant

Statistique de test :

$$BDS_{\epsilon,m} = \frac{\sqrt{N} [C_{\epsilon,m} - (C_{\epsilon,1})^m]}{\sqrt{V_{\epsilon,m}}}$$

Règle de décision :

Si $BDS_{\epsilon,m} < 1.96$, H_0 est acceptée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$

Si $BDS_{\epsilon,m} \geq 1.96$, H_1 est rejetée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$

a. Pour une dimension donnée, il faut plus de la moitié des test effectués qui valident l'hypothèse H_0

Les résultats obtenus mènent à deux conclusions distinctes. Pour la période 2001-2007, dans les dimensions 2, 4, et 5, l'hypothèse nulle H_0 d'indépendance distributionnelle (IDD) est acceptée, les statistiques-z étant inférieures à 1.96 et la probabilité critique étant inférieure à 0.05. Trois dimensions sur cinq valident l'hypothèse nulle, indiquant ainsi que la série est non linéairement indépendante.

En revanche, pour la période 2001-2008, les résultats divergent significativement. Toutes les dimensions rejettent l'hypothèse nulle, démontrant que la série est non linéairement dépendante et rendant impossible la modélisation de ce DS sans dérive en un processus ARMA. La modélisation pour l'année 2001-2007 sera donc l'objet de la section suivante.

Pour identifier de manière pertinente le processus ARMA approprié, plusieurs conditions doivent être remplies :

- Significativité des paramètres du modèle : C'est le critère principal pour établir un processus ARMA viable. Un processus aux paramètres non significatifs ne peut être considéré comme une option.
- Nombre de tests validés : La qualité des résidus indique si le modèle capte correctement la dynamique du jeu de données sans surajuster ou sous-ajuster.
- Critère AIC : Ce critère permettra de départager entre les processus candidats.

L'observation des fonctions d'auto-corrélation et d'auto-corrélation partielle révèle des valeurs significatives au troisième retard, suggérant un processus troué. Deux processus, un MA(3) et un AR(3), seront testés.

Le processus MA(3) troué ne satisfait pas à la condition de significativité des paramètres, avec un

$T_c = -1.936$ inférieur à la valeur critique, acceptant ainsi l'hypothèse nulle de non-significativité.

Contrairement au processus MA(3), le processus AR(3) satisfait à tous les tests. Avec un $|T_c| = 2.217 > 1.9$, les paramètres sont significatifs. Le test ARCH accepte l'hypothèse nulle au risque de première espèce, avec $nR^2 = 0.036 < \chi_{0.95,1}^2 = 0.849$. Le corrélogramme sur 36 retards montre que le test de Ljung-Box, vérifiant la non-autocorrélation des résidus d'ordre 1 à k , est accepté au risque $\alpha = 5\%$, avec la Qstats à un retard k systématiquement inférieure à $\chi^2(k)$. Cependant, avec une statistique de Jarque-Bera de 11.02, supérieure à $\chi^2(2) = 5.99$, l'hypothèse de normalité des résidus est rejetée au même risque.

Ainsi, le processus $AR_3(1)$ sera le processus retenu pour établir la prévision. Ce dernier se note

$$\begin{aligned}\Delta x_{1t} &= \theta_1 \times \Delta x_{1t-3} \\ x_{1t} &= x_{1t-1} + \Delta x_{1t}\end{aligned}$$

En appliquant la formule sur la chronique de base, avec $\theta = -0.211$, il est possible de calculer la prévision suivante

	2001-2007	2009
	Valeur prévues	Valeur réelles
Janvier 2009	34.465	27.681
Février 2009	34.465	26.786
Mars 2009	34.465	27.759
Avril 2009	34.465	28.825
Mai 2009	34.465	28.683
Juin 2009	34.465	27.914
Juillet 2009	34.465	29.362
Août 2009	34.465	28.592
Septembre 2009	34.465	28.170
Octobre 2009	34.465	29.146
Novembre 2009	34.465	30.209
Décembre 2009	34.465	29.977
RMSE	8.449	

Cependant, utiliser ce processus AR pour une prévision sur deux ans ne semble pas pertinent. Par construction, la série prédite va tendre vers un $\Delta x_{1t} = 0$ au fur et à mesure que t tend vers l'infini. Par construction, la série construite va converger vers un $\Delta x_{1t} = 0$ à mesure que $t \sim \infty$. Ainsi, la série est constante et converge vers 34.465€ depuis le mois de Novembre 2008. Il est constaté que, bien que le processus $AR_3(1)$ prédise mieux la période 2001-2007 avec un RMSE de 8.449, sa qualité de prévision chute rapidement lorsqu'il est utilisé pour des prédictions futures, principalement en raison de son lissage dans le temps.

1.4 Conclusion

La crise des subprimes a pris les acteurs du marché par surprise, perturbant les marchés et impactant les modèles de prévision. Malgré la capacité de ces méthodes à décrire avec précision les tendances passées, leur utilisation pour les prévisions de 2009, comparées aux données réelles, a révélé leurs limites. Parmi les méthodes testées, l'algorithme de Box-Jenkins s'est distingué par le RMSE le plus bas parmi les quatre méthodes évaluées pour la période antérieure.

Toutefois, l'impossibilité d'appliquer un processus ARMA sur la période 2001-2008 limite la comparaison complète. Il a été conclu que cette période suivait une marche aléatoire, hypothèse qui aurait pu être envisagée dès le début de l'étude, compte tenu du contexte macroéconomique. La crise des subprimes, suivie de la crise des dettes souveraines en Europe, a induit une forte aléatoire dans le cours, rendant toute prévision précise impraticable. Sans pouvoir quantifier avec précision l'impact de la crise des subprimes et potentiellement de la crise des dettes souveraines sur le cours, les prévisions pour cette période s'avèrent impossibles.

Prolonger l'étude jusqu'à une date de sortie de crise ne semble pas non plus judicieux ; si l'on établit la période pré-crise en 2007 et considère une sortie de crise en 2012-2013, cela impliquerait de réaliser des prévisions sur cinq ans. Or, comme observé avec le processus AR pour la période 2001-2007, certains processus ARMA peuvent converger vers une valeur constante sur une longue période.

2 Étude d'un choc exogène, la crise du COVID-19

2.1 Présentation de la chronique

2.1.1 Choix des périodes

L'entame de la décennie n'a pas suivi les prévisions pour l'économie globale et le secteur financier que nous avons établis. L'émergence inattendue de la COVID-19 et la crise subséquente ont eu des répercussions majeures sur les marchés boursiers, et de nombreuses places boursières ont mis du temps à se rétablir. L'Europe, qui était sur une tendance haussière de l'investissement en 2019, a vu ces derniers chuter de 19% au deuxième trimestre 2020. Toujours en Europe, environ la moitié des entreprises sondées par le rapport EIBIS[3], ont enregistré au moins une année à perte entre 2020 et 2021 et 10% pensaient ne pas pouvoir reprendre leur activité après la pandémie. Pour le reste du monde, il a fallu attendre que le premier vaccin soit annoncé pour rassurer les marchés (exception faite notamment au FTSE qui a fini l'année 2020 en négatif).

Face à cette crise sans précédent, des mesures économiques et politiques majeures ont été mises en place. À travers le monde, gouvernements et banques centrales ont lancé des initiatives massives de soutien, incluant des réductions des taux d'intérêt, des achats d'actifs et des plans de relance, afin de stabiliser l'économie, de soutenir les entreprises et de sauvegarder l'emploi. Dès 2021, des signes de reprise économique ont émergé, variant selon les secteurs et régions. Les marchés boursiers, témoignant d'une résilience notable, ont regagné et souvent surpassé leurs niveaux d'avant-crise, stimulés par l'optimisme lié à la vaccination et à la reprise économique.

Pour toutes ces raisons, il a été décidé de se concentrer sur la période 2012-2019 comme la période d'avant crise et la période 2012-2020 comme la période de crise. La capacité des marchés de sortir de la dès 2020 témoigne d'une résilience extraordinaire, bien différentes de la résilience observé sur la période des subprimes. L'objectif de cette partie va être d'observer les valeurs prévues à partir de 2019 avec celle prévues à partir de 2020 pour observer si les dynamiques passées se retrouvent dans la résilience de 2021 ou si la crise a transformé les dynamiques boursières de Danone.



FIGURE 2 – Cours danone, 2010-2023

Dans le cas propre à Danone, il est visible que dès Novembre 2020 le cours remonte drastiquement, ce qui correspond avec l'annonce de la vaccination. De plus, bien que les marchés français n'aient pas fini dans le négatif en 2020, Danone n'est pas de retour à son cours d'avant crise mais de début 2019. Ainsi, en étant de retour au cours précédent la hausse fulgureuse qu'a connu l'action au cours de 2019, il va être à quel point la période 2020 a impacté les modèles prédictifs lors de la prévision de 2021.

2.1.2 Analyse de la saisonnalité

Le chapitre précédent a mis en lumière l'importance cruciale de l'identification précise de la nature de chaque série temporelle. Il est donc impératif de pouvoir ajuster correctement la saisonnalité avant de poursuivre l'analyse de la série. En appliquant la même méthodologie que celle utilisée pour l'étude de la crise des subprimes, il convient maintenant de se pencher sur la nature des deux nouvelles chroniques à étudier.

Période	2012-2019	20012-2020
Variance période	0.25	0.014
Variance année	0.571	0.602
Variance résidue	0.037	0.073

TABLE 9 – Calcul des variances pour 2012-2019 et 2012-2020

Les détails des calculs et tests étant omis, les résultats obtenus sont directement présentés. Pour la période 2012-2019, la statistique démontre que l'effet du facteur colonne excède la valeur critique de Fisher, avec $F_c = 4.73 > 1.976$, menant au rejet de l'hypothèse nulle H_0 à un niveau de risque α de 5%. Ceci valide la présence d'un effet saisonnier influençant les dynamiques d'évolution. Toutefois, cette conclusion n'est pas applicable à la chronique 2012-2020, où la valeur de Fisher $F_c = 1.55 < 1.976$ conduit à l'acceptation de l'hypothèse nulle, indiquant une absence de saisonnalité. Par ailleurs, l'analyse du facteur ligne révèle que le Fisher empirique dépasse le Fisher théorique ($F_c^{2019} = 170.023$ et $F_c^{2020} = 90.354$), rejetant également l'hypothèse nulle H_0 au risque de première espèce de 5% et confirmant la présence d'une tendance dans les deux périodes analysées.

Bien que les deux périodes présentent une tendance, seule la période 2012-2019 est affectée par une saisonnalité. Il devient donc essentiel de déterminer la nature de cette saisonnalité - additive ou multiplicative - pour effectuer une désaisonnalisation appropriée. Le test de Buys-Ballot sera appliqué sur le modèle

$$\sigma_i = \beta x_i + \alpha + \epsilon_i$$

à cette fin.

Spécification du test :

$H_0 : \beta = 0$: Le schéma de décomposition est additif

$H_1 : \beta \neq 0$: Le schéma de décomposition est multiplicatif

Statistique de test :

$$t_c = \frac{\hat{\beta}}{\hat{\sigma}_{\beta}} \sim t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-2)$$

Règle de décision :

Si $T_c < t_{0.975}$, H_0 est acceptée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$

Si $T_c \geq t_{0.975}$, H_1 est rejetée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$

Le calcul de la statistique de test donne $T_c^{2019} = 1.357$, qui est inférieur à la valeur critique trouvée dans la table des statistiques de Student. Par conséquent, l'hypothèse nulle est acceptée pour la période affectée de saisonnalité, indiquant que le modèle de décomposition est additif. La série sera donc désaisonnalisée en utilisant les moyennes mobiles pour éliminer les composantes saisonnières. La série désaisonnalisée sera identifiée par le suffixe "_sa".

Rappel de la méthode des moyennes mobiles :

$$y_t = \frac{1}{2m} \left[\frac{1}{2}x_{t-m} + \sum_{i=t-m+1}^{t+m-1} x_{t+i} + \frac{1}{2}x_{t+m} \right]$$

Les coefficients saisonniers seront disponibles en annexe.

2.2 Prédiction par les méthodes traditionnelles

2.2.1 Analyse par la régression

Bien que la stature vis à vis d'une extrapolation d'une droite de la tendance calculé suite à une régression par le temps n'ai pas changé, elle sera malgré tout effectué. Cette dernière a su démontrer, en 2001-2007 sa capacité à prévoir sur le court terme. Ainsi, malgré le fait que la tendance n'ait pas été déterminé car le projet ne s'intéressera à la tendance que dans le cas de la méthodologie de Box-Jenkins, voici le tableau récapitulatif des prévisions obtenus à l'aide de cette méthode. A noter qu'à la différence du chapitre précédent, la droite de la tendance donne le résultat de \hat{x}_t^{CVS} et non pas directement le résultat de \hat{x}_t comme observé pour la période 2007. La raison se situe sur le fait que la régression a lieu sur la période désaisonnalisée. Afin d'obtenir \hat{x}_t l'opération suivante sera effectué : $\hat{x}_t = \hat{x}_t^{CVS} + S_p$ avec S_p le coefficient de la période P

	2012-2019	2012-2020	2021
	Valeur prévues	Valeur prévues	Valeur réelles
Janvier 2021	65.714	61.909	48.532
Février 2021	66.131	62.232	49.616
Mars 2021	68.009	62.557	50.970
Avril 2021	68.409	62.883	52.811
Mai 2021	70.124	63.211	52.929
Juin 2021	71.927	63.541	54.415
Juillet 2021	70.835	63.873	55.414
Août 2021	73.019	64.206	57.925
Septembre 2021	71.716	64.542	57.747
Octobre 2021	71.026	64.879	55.115
Novembre 2021	71.654	65.217	52.595
Décembre 2021	72.739	65.558	48.526
RMSE	15.56	10.73	

TABLE 10 – Extrapolation d'une droite de tendance, 2012-2019 et 2012-2020

Ainsi, confortant l'hypothèse de base émise, les résultats de l'extrapolation par la droite de la tendance ne doit pas s'effectuer systématiquement. Avec un RMSE égal respectivement à 18.073 pour 2012-2019 et à 11.048 pour 2012-2020, cette méthode de prévision semble être très loin de la réalité. De fait, l'argument insistant sur la nécessité d'étudier la nature de la tendance avant d'effectuer une régression semble alors pertinent. De plus, par la nature de la construction d'une telle méthode, s'attendre à que cette dernière puisse prévoir des cours ajusté après une crise semble très illusoire.

2.2.2 Lissage exponentiel double

Poursuivant dans cette logique, le lissage exponentiel double (LED) devrait offrir des prévisions de meilleure qualité que l'extrapolation linéaire. En effet, l'intégration d'un double filtre via le paramètre α a pour effet de lisser davantage la tendance, qui, jusqu'à présent, n'a pas permis d'obtenir des résultats satisfaisants.

	2012-2019	2012-2020	2021
	Valeur prévues	Valeur prévues	Valeur réelles
Janvier 2021	51.560	46.269	48.532
Février 2021	50.875	45.654	49.616
Mars 2021	51.300	45.046	50.970
Avril 2021	50.595	44.447	52.811
Mai 2021	50.853	43.856	52.929
Juin 2021	51.143	43.273	54.415
Juillet 2021	49.384	42.697	55.414
Août 2021	49.914	42.129	57.925
Septembre 2021	48.068	41.569	57.747
Octobre 2021	46.677	41.016	55.115
Novembre 2021	46.172	40.470	52.595
Décembre 2021	45.957	39.932	48.526
RMSE	6.118	10.897	

TABLE 11 – Lissage exponentielle double, 2012-2019 et 2012-2020

Suivant la même démarche que pour la prévision par extrapolation linéaire, les prévisions ont été effectuées sur les séries désaisonnalisées, auxquelles les coefficients saisonniers ont été par la suite réintégrés pour restituer leur caractère saisonnier. Les résultats obtenus valident l'hypothèse de départ : le lissage exponentiel double (LED) s'avère bien plus précis que la méthode d'extrapolation d'une droite pour prévoir les données de 2022, particulièrement dans les premières itérations de la prévision pour 2021.

2.2.3 Lissage exponentiel par Holt et Winter

Contrairement aux deux méthodes précédentes, la méthode de Holt-Winter sera appliquée directement sur la série brute et non désaisonnée. Cette approche est justifiée par la présence d'un coefficient de lissage saisonnier dans le modèle, spécifiquement conçu pour traiter la saisonnalité. Utiliser le lissage exponentiel d'Holt et Winter sur une série déjà désaisonnée omettrait l'avantage principal du modèle, tel qu'illustré dans la section 1.2.3.

	2012-2019	2012-2021	2021
	Valeur prévues	Valeur prévues	Valeur réelles
Janvier 2021	66.750	48.706	48.532
Février 2021	66.941	49.065	49.616
Mars 2021	69.327	49.427	50.970
Avril 2021	70.058	49.791	52.811
Mai 2021	71.839	50.158	52.929
Juin 2021	73.537	50.527	54.415
Juillet 2021	72.450	50.899	55.414
Août 2021	74.811	51.274	57.925
Septembre 2021	73.942	51.652	57.747
Octobre 2021	73.185	52.033	55.115
Novembre 2021	72.939	52.416	52.595
Décembre 2021	73.919	52.802	48.526
RMSE	17.161	3.699	

TABLE 12 – Lissage de Holt et Winter, 2012-2019 et 2012-2020

Les résultats obtenus montrent une grande variabilité. Il devient évident qu'avec le temps, l'efficacité de la méthode de Holt et Winter diminue, avec des prévisions à partir de 2019 s'éloignant significativement des valeurs réelles. Toutefois, sa précision à court terme est nettement supérieure à celle des deux autres méthodes envisagées.

2.2.4 Meilleure méthode

En conclusion, il est crucial de déterminer la méthode la plus performante parmi les trois analysées. L'évaluation portera sur leur capacité à expliquer de manière précise l'échantillon prévu.

	2012-2019		2012-2020	
	RMSE	Rang	RMSE	Rang
Régression	18.073	2	11.048	3
LED	4.723	1	10.897	2
HW	19.438	3	3.699	1

Ainsi, à la différence du premier chapitre, la meilleure méthode sur la prévision du cours sur une période long terme est la méthode de lissage exponentielle double avec un RMSE de 4.723 bien inférieur à celui de la régression et de Holt-Winter. De plus le RMSE de Holt-Winters, qui par construction prend en compte la saisonnalité, est intrigante. En effet, le LED ne prend pas en compte le facteur lissage de la saisonnalité et effectue un double lissage simple, là où le Holt-Winter lisse le coefficient de régression. La forte amplitude entre les deux RMSE pourraient alors s'expliquer par une saisonnalité trop importante dans Holt-Winter là où pour le LED, les coefficients ne sont rajoutés qu'à la fin de la prévision.

Sur la période 2012-2020, soit la période de prévision à court terme, cette étrangerie ne se reproduit pas et c'est bien le Holt-Winter qui a le pouvoir prédictif le plus élevé des trois méthodes. Comme attendu l'extrapolation d'une droite de la tendance est bien le modèle le moins pertinent sur les deux périodes. Ainsi, la partie 3 prendra en compte les conclusions effectuées tout au long de l'étude des méthodes traditionnelles pour faire sa prévision sur la forte variation de 2023.

2.3 Prévision par l'algorithme de Box et Jenkins

2.3.1 Test de racine unitaire

La détermination précise de la nature de la tendance pour les périodes analysées reste insaisissable, malgré l'identification d'une saisonnalité additive par le test de Fisher. Ce dernier n'a pas permis de définir pleinement la tendance. L'application de l'algorithme de Box et Jenkins, en particulier la recherche d'une racine unitaire via les tests de Phillips-Perron, aidera à clarifier la nature de la tendance.

La reprise de la méthode séquentielle déjà évoquée, par l'exécution d'une série de tests, s'avère nécessaire pour confirmer ou infirmer les modèles envisagés.

La première étape consiste à analyser le modèle

$$x_t = c + bt + \phi_1 x_{t-1} + a_t$$

en évaluant la présence ou l'absence d'une racine unitaire ainsi que l'hypothèse nulle contrainte H_0^3 .

Pour la période 2012-2019, il est décidé de commencer par tester la présence d'une racine unitaire dans le modèle 3 $t_c = -3.873 > T_{ajs} = -3.458$, l'hypothèse nulle est rejetée au risque $\alpha = 5\%$. Le modèle ne possède donc pas de racine unitaire, rendant le test de H_0^3 non nécessaire pour poursuivre la méthode séquentielle. L'analyse des paramètres du modèle 3 révèle leur significativité, avec $T_c = 3.431 > 2.79$, rejetant l'hypothèse de non-significativité de la tendance. Le processus est identifié comme un TS avec constante, après avoir rejeté l'hypothèse nulle $c = 0$ avec $T_c = 3.572 > 3.11$.

La période 2012-2020 est ensuite examinée. Avec $F_3 = 2.850 < 6.34$, l'hypothèse nulle est acceptée, de plus le modèle présente une racine unitaire comme le suggère $T_c = -2.317 > -3.452$. Les tests spécifiques au modèle 2 confirment la présence d'une racine unitaire, avec $T_c = -1.951 > -2.889$ et $F_2 = 2.087 < 4.75$. Le modèle 1, avec une statistique de test de 0.748 contre -1.944, voit l'hypothèse nulle acceptée, de même pour H_0^1 avec $F_1 = 2.000 < 4.63$.

La finalité réside dans l'évaluation de la nullité de la moyenne pour distinguer entre un processus DS sans dérive et un AR(1) sans constante. La probabilité critique étant bien inférieure à 0.05, l'hypothèse de nullité de la moyenne est rejetée, affirmant ainsi que la moyenne diffère significativement de zéro. Le processus identifié pour la période considérée est un DS sans dérive.

2.3.2 Identification, validation des processus et prévisions

Avant de commencer l'identification des processus, il est nécessaire de réitérer un test de BDS sur le processus DS nouvellement découvert afin de déterminer si sa nature correspond au modèle ARMA. Ainsi, aucune dimension n'accepte l'hypothèse nulle, notre processus est donc non linéairement dépendant et ne peut pas s'exprimer à l'aide d'un modèle ARMA. Quant au processus TS, ses composantes vont être estimés en effectuant une régression linéaire. Les conditions de validation d'un processus ne changent pas par rapport à la partie précédente, seront favorisés les processus avec des paramètres significatifs, une validation maximale des test et enfin minimisant le critère d'akaike. L'observation des fonctions d'auto-corrélation et d'auto-corrélation partielle révèle des valeurs significatives pour plusieurs retards, suggérant un processus troué. Deux processus, un AR(3p) et un ARMA(p,q), sont visibles. Pour le processus AR, avec l'analyse des FAP et FAC, il est visible qu'un AR(1) existe. La FAC ayant une valeur significative en 1 et la FAC étant décroissante. Pour le processus ARMA, il sera testé un processus ARMA(3,2), la décroissance pouvant se lire sur la FAC et la FAP. Ainsi, voici les résultats obtenus :

Hypothèse nulle	AR(1)		ARMA(3,2)	
	P. critique	Conclusion	P. critique	Conclusion
Paramètre non-significatif	0	Rejetée	0	Rejetée
Homoscédasticité	> 0.05	Acceptée	> 0.05	Acceptée
Absence d'auto-corrélation	> 0.05*	Acceptée	> 0.05*	Acceptée
Normalité	> 0.05	Acceptée	> 0.05	Acceptée
Critère d'aikake	-5.4555	<	-5.5225	

En conservant la classification, posée précédemment, le processus qui sera retenu est un processus ARMA(3,2) écrit :

$$x_t = a_0 + a_1 t + \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \phi_3 x_{t-3} + \epsilon_t + \psi_1 \epsilon_{t-1} + \psi_2 \epsilon_{t-2}$$

	2012-2019	2021
	Valeur prévues	Valeur réelles
Janvier 2021	47.623	53.080
Février 2021	49.841	52.378
Mars 2021	51.542	51.685
Avril 2021	52.393	51.002
Mai 2021	55.034	50.328
Juin 2021	54.842	49.662
Juillet 2021	53.842	49.006
Août 2021	56.408	48.358
Septembre 2021	56.333	47.718
Octobre 2021	55.619	47.087
Novembre 2021	53.488	46.465
Décembre 2021	53.841	45.851
RMSE	6.630	

2.4 Conclusion

De la même façon que pour la crise des subprimes, les modèles montrent une importante faiblesse à s'adapter correctement aux chocs. A l'image du chapitre précédent, c'est le modèle de Holt et Winters qui a su le mieux traiter l'information d'une crise avec un RMSE de 3.699 sur la période de 2012-2020. Bien qu'il ne présentait aucune saisonnalité, un filtrage double avec deux paramètres différents a donc été plus précis pour retenir, traiter, et prévoir les cours après une crise comme celle du COVID. Néanmoins, sa faiblesse sur du moyen-terme illustre le besoin de se pencher sur plusieurs modèles de prédiction lorsqu'une prévision est effectuée. Ainsi, sur le moyen-terme c'est aussi un lissage double qui a su le mieux traiter l'information, avec un RMSE de 4.723, le lissage exponentiel double est la méthode de prévision qui a su le mieux prévoir le cours ajusté de Danone sur la période 2021 avec 2012-2019 comme base.

Ainsi il est possible de voir que, même après deux ans, le modèle arrive à donner des cours proche de la réalité, là où le modèle de Holt et Winter et l'extrapolation d'une droite de la tendance échouent. De plus, bien que la série soit saisonnière, le LED arrive à mieux performer que le Holt-Winter qui a donné une trop grosse importance au coefficient de lissage saisonnier là où le LED, qui n'ajoute les coefficients saisonniers empiriquement observés sur la période, traite la série désaisonnalisée.

3 Projection des performances pour 2023

3.1 Contexte économique et financier actuel

3.1.1 Analyse macroéconomique

L'Hexagone traverse depuis plus d'un an une période de forte inflation, un phénomène que la population avait oublié. L'inflation a atteint les 5.2%[4] en 2022, plus haut taux depuis 1991 puis 4.9%[1] en 2023, second taux le plus élevé. Dans ce contexte économique, la population a commencé à exprimer ses inquiétudes. Les discussions autour des super-profits et de la hausse des marges n'étaient certes pas une nouveauté. Cependant, un changement notable s'est produit durant cette période : l'attention ne s'est plus uniquement portée sur les bénéfices de grandes entreprises comme TotalEnergies ou CMA-CGM, mais s'est étendue à l'ensemble du tissu entrepreneurial. Au cours de l'année 2023, les entreprises ont continués dans la tendance dans laquelle 2022 s'est terminée, celle d'augmenter les marges, avec +1.5points sur la période[15]. Au niveau de l'Europe, le FMI déclarait que 45%[5] de l'inflation était imputable aux marges des entreprises, ce qui en fait la cause principale de l'inflation devant la hausse des matières premières. Pour la France, l'INSEE insiste est la cause principale est bien la hausse des prix des matières premières[9] mais le débat ne s'arrête pas.

Cependant, les défis ne s'arrêtent pas à la reprise post-pandémie, un nouveau défi attend l'Europe : le retour des conflits sur son territoire. La résurgence des conflits en Europe a réveillé les craintes d'une crise énergétique, évoquant le spectre des années 70. La volatilité des prix de l'énergie, observable depuis mi-2021 en raison des perturbations des chaînes d'approvisionnement liées au COVID-19, s'est accentuée en 2022 après des décisions européennes, entraînant une nette augmentation des tarifs énergétiques. Pour lutter contre la guerre en Ukraine, l'Union Européenne a décidé de ne plus se reposer sur la Russie (qui importait près d'un quart de l'énergie fossile) comme partenaire [6]. Les sanctions ne se feront que plus intense avec le bannissement de 90% du pétrole russe le 31 mai 2022[13]. La Russie a quant à elle, sur la même période, décidé unilatéralement de suspendre les livraisons de gaz à certains membres de l'UE.

Finalement entre Janvier 2021 et Janvier 2023, l'indice des prix à la production de l'énergie dans l'industrie est passé de 106.2 à 241.3 (indice moyen 2015 = 100) et l'indice prix à la consommation est quant à lui passé de 105.4 à 172.3.[7] Avec la hausse du prix de l'énergie, qui a augmenté de 350% en valeur nominale entre avril 2020 et avril 2022 pour le pétrole brut[8], la relance post-pandémie s'est avérée être bien en deçà des prévisions de croissance[16] tandis que l'inflation a, quant à elle, fortement accéléré avec en moyenne une augmentation de +9.1% en 2022 et +5.2% en 2023[14] sur le territoire européen. Dans ce contexte complexe, marqué par des défis énergétiques sans précédent, le secteur de l'agroalimentaire se trouve à un carrefour critique entre le besoin d'assurer ses profits et le risque d'engendrer une spirale inflationniste.

De plus, ce dernier a été lourdement pointé du doigt pendant cette crise pour ses pratiques commerciales douteuses telles que la cheapflation, le fait de remplacer un ingrédient par un substitut moins cher, la shrinkflation, le fait de réduire la quantité d'un produit tout en maintenant ou augmentant son prix et la greedflation qui est l'exploitation d'une période d'inflation pour augmenter les prix des produits. Ce secteur stratégique, tant pour la sécurité alimentaire que pour la stabilité économique des ménages, a poussé les agriculteurs à la grève à partir du 18 janvier 2024.

Néanmoins, l'INSEE l'assure, l'inflation n'est pas causée par une hausse des marges des entreprises et la partie suivante sur l'aperçu financier le démontrera. L'inflation est donc, en France, une résultante totale de la hausse des matières premières et le monde de l'agroalimentaire, bien que quelque peu malhonnête sur certaines pratiques, est aussi une victime de ces hausses. C'est ainsi que

face aux enjeux du changement climatique et à la fluctuation des marchés internationaux, le secteur agricole français se voit davantage éprouvé. La fracture sociale qui les oppose désormais au ménage français ne fait qu'augmenter la pression. Dans un contexte où le gouvernement s'efforce de limiter l'impact inflationniste sur les consommateurs, il devient évident que sans une vision globale prenant en compte les frais de production agricole, les tensions pourraient s'exacerber. De plus, lorsque les producteurs agricoles, piliers de l'industrie agroalimentaire et d'une économie, plaident pour une refonte des politiques agricoles et commerciales, afin de mieux aligner les prix sur les coûts de production et garantir une juste rémunération tout en augmentant drastiquement les contrôles, pendant que le marché de la grande distribution se concentre encore plus avec des centrales d'achat européenne commune[10][12] pour augmenter la pression sur les géants de l'agroalimentaire.

3.1.2 Aperçu financier

L'analyse financière est une approche pertinente pour évaluer les variations de cours. Les cours d'action n'étant rien d'autre que la représentation du sentiment global des investisseurs par rapport à une entreprise, si une entreprise déclare de mauvais résultat la sanction du marché aura lieu de façon immédiate. De la même façon, en cas de résultat dépassant les attentes, le marché répondra en augmentant le cours de l'action. Ainsi, tout travail sur la prévision d'un cours récent d'une entreprise devrait être accompagné d'un aperçu financier permettant une meilleure compréhension des variations de marché. Il semble évident que selon la structure des comptes de résultats et le domaine d'exercice d'une entreprise, les investisseurs n'appréhendent pas une crise de la même façon. Ainsi cette partie vise à palier le manque créé dans les deux chapitres précédents en analysant les ratios de solvabilité et les ratios de rentabilité de Danone.

Dans un premier temps et avant de continuer l'aperçu financier de Danone sur la période 2020-2023, il va être observé la variation de son chiffre d'affaire afin de mieux appréhender ses marges de rentabilité.

	2023		2022		2021		2020	
	Valeur	Marge associé	Valeur	Marge associé	Valeur	Marge associé	Valeur	Marge associé
Chiffre d'affaire	27 619		27 661		24 281		23 620	
Bénéfice brute	13 084	47.37%	12 739	46.05%	11 521	46.42%	11 353	48.07%
Résultat d'exploitation	3 489	12.63%	3 251	11.75%	3 301	13.3%	3 343	14.15%
Résultat net	873	3.16%	945	3.42%	1 898	7.65%	1 941	8.22%

TABLE 13 – Résultats en millions et marges de Danone

A l'exception de la marge nette, les marges de l'entreprises sont restées relativement stable. La marge brute a été constante au dessus de 45% témoignant d'une capacité permanente dans la gestion des coûts de production du groupe Danone. Une marge brute élevée est stable est un indicateur positif de solidité d'une entreprise face à une crise. Posséder une marge brute élevée permet aux entreprises un plus gros levier d'action en cas de crise. La diminution de la marge opérationnelle, passée de 14.15% en 2020 à 12.63% en 2023 n'est pas un facteur source d'angoisse. Les raisons de cette baisse peuvent-être multiple allant d'une augmentation des coûts opérationnelles à des investissements qui n'ont pas encore généré une source de revenu. De fait, une perte de 1.5% peut autant être une stratégie de l'entreprise pour faire confronter la crise comme une augmentation des coûts fixes qui n'a pas produit un rendement marginal suffisant sur le chiffre d'affaire.

La métrique qui est importante à regarder est la marge nette qui passe de 8.15% en 2020 à plus que 5.77% en 2023. Une telle baisse de la marge nette est souvent un résultat d'une augmentation non contrôlables des charges non opérationnelles ou des taxes et intérêts.

Globalement, les résultats de l'entreprise sur cette période sont stables mais peu encourageants. La baisse importante de la marge nette ainsi que la légère baisse de la marge opérationnelle témoignent d'une faible capacité de l'entreprise à répercuter des hausses de coûts comme les charges opérationnelles et non contrôlées comme les impôts sur ses prix. Une telle difficulté peut-être un signe de risque et de fragilité face à la crise, notamment dans le cas d'une période à forte inflation où les taux d'intérêts directs sont au plus haut, augmentant les charges non opérationnelles et imputant encore plus la marge nette.

Désormais, intéressons-nous à ses flux de trésorerie :

	2023	2022	2021	2020
	Valeur	Valeur	Valeur	Valeur
Flux de Trésorerie d'exploitation	3 442	2 964	3 474	2 967
Flux de Trésorerie d'investissement	-834	-749	561	-610
Flux de Trésorerie de financement	-2 057	-1 934	-4 027	-2 360
Free Cash Flow	2 595	2 091	2 431	2 005

TABLE 14 – Flux de trésorerie, en millions d'euros

À la vue de ces flux de trésorerie, plusieurs dynamiques sont à observer. La première est l'augmentation croissante des flux de trésorerie d'exploitation démontrant une capacité accrue à générer des liquidités permettant à une entreprise d'augmenter ses capacités d'emprunts, d'autofinancer la dette ou de faire face à une crise. La dégradation des flux de trésorerie d'investissement, bien que négative, signifie une augmentation des dépenses liées à l'investissement. Dans le cadre d'une entreprise de l'agro-alimentaire comme Danone, augmenter ses investissements est une stratégie de croissance permettant d'accéder à des nouveaux marchés ou de répondre aux besoins des consommateurs locaux d'un marché. Quant à son flux de trésorerie de financement, sa forte augmentation en 2021 est liée à la politique de rachat de 800 millions d'euros d'actions qui a eu lieu suite aux résultats supérieurs aux attentes permettant à l'entreprise de renforcer la structure de son capital sur le long terme. Quant à son Free Cash flow, son augmentation entre 2022-2023 est un bon signe de santé financière suggérant une potentielle augmentation de son efficacité opérationnelle. Une augmentation du FCF permet à l'entreprise d'augmenter sa capacité d'investissement et sa flexibilité financière tout en rémunérant les actionnaires.

Pour la dernière partie, une analyse des bilans financiers sera effectuée. Avec une augmentation des actifs totaux, de 42 776 millions en 2020 à 44 486 millions en 2023, plus rapide que l'augmentation des passifs totaux qui sont passés uniquement de 26 748 millions à 28 264 millions sur la même période, l'entreprise affiche une croissance plus rapide de ses actifs totaux que de ses passifs totaux ce qui est un excellent signe de santé financière et de capacité de financement. De plus, l'augmentation des passifs totaux est composée d'une augmentation quasiment unique des passifs courants, de 10 338 millions d'euros en 2020 à 13 828 millions en 2023, a été suivie d'une stabilité des fonds propres sur cette même période aux alentours de 16 200 millions. L'augmentation des passifs courants avec une stabilité des stockholders fait baisser le rapport Debt to Equity qui témoigne du degré de financement de l'activité d'une entreprise en fonction de la dette par rapport à ses fonds propres. La diminution de ce rapport témoigne d'une amélioration de la santé financière de l'entreprise en explicitant un recours moins important à la dette par rapport au financement propre. Il est à observer qu'entre 2020 et 2023 les dettes nettes de l'entreprise sont passées de 14 476 millions d'euros à plus que 12 358 millions d'euros en 2023, signe d'une meilleure liquidité à la fin du cycle d'exploitation du groupe. En

regardant le Leverage Ratio (Rapport entre Dette nette et EBIT), il est vu que ce dernier passe de 0.16 en 2020 à 0.178 en 2023, montrant une diminution du risque lié à l'endettement financier par rapport à ses fonds propres.

Globalement, les résultats de Danone témoignent d'une bonne capacité de résilience en cas de crise. L'augmentation des actifs courants témoigne d'une amélioration de la liquidité à court terme, qui se confirme par l'augmentation de la trésorerie. De plus la stabilité des dettes totales jointes à une diminution de la dette nette sur la période permet à l'entreprise de jouir d'un meilleur levier financier. Cependant, il y'a quelques ombres aux tableaux, la diminution du fonds propres qui implique une réduction du coussin de sécurité financière mais aussi un fond de roulement négatif potentiellement inquiétant dans le traitement des dettes à court terme. Néanmoins, point qui n'a pas été discuté dans cette partie, Danone est une entreprise du CAC40 connu pour verser des dividendes chaque année depuis au moins 1989. Ainsi, sur la période 2020-2023 l'entreprise a versé, en moyenne, une dividende de 1.995€ offrant ainsi un rendement moyen de 4.3% lorsque l'action était le plus bas et de 3.05% quand l'action était à son plus haut avec uniquement sa dividende.

3.1.3 Analyse technique

Dans le monde de la finance, l'éventail des stratégies adoptées par les acteurs du marché n'a d'égal que la quantité d'acteur du marché. Alors que certains intervenants favorisent une approche mathématique, s'appuyant sur des outils statistiques tels que l'apprentissage statistique ou les modèles ARIMA pour prévoir des fluctuations de prix, d'autres favorisent des méthodes moins mathématiques, plus intuitives. Ces derniers se penchent alors souvent vers l'analyse technique, ou la prévision des tendances et des moments d'achat-vente se fait par une observation d'indicateur pré-choisi par l'investisseur. Ce clivage entre partisan de l'analyse technique et partisan des modèles prédictifs divise d'avantage un univers déjà segmenté en trois catégories ; les baleines, les requins. En somme, la dichotomie entre approches bayésiennes et fréquentistes appliqué au domaine de la finance.

Cependant, la finance n'est pas une science exacte et avec l'émergence des plate-forme de trading en ligne et des applications mobiles, le pouvoir collectif des petits porteurs, majoritairement défenseur de l'analyse technique, s'est accentué. Ajouter à cela l'impact des espaces de discussions sur Internet, ou un grand nombre de petits porteur peut se réunir pour discuter et échanger, et leur pouvoir collectif se voit exemplifier dans des événements tels que l'affaire Gamestop. Ainsi, il est vu que l'évolution d'une approche initialement basée sur l'intuition se transforme progressivement en une sorte de prophétie auto-réalisatrice de part l'augmentation du pouvoir collectif et la coordination des petits porteurs.

Dans une volonté de compréhension de cette pratique, il sera effectuer une analyse technique sur une Danone. L'objectif sera alors de déterminer si la position à prendre - vente ou achat - sur l'action lors du mois de Mai peut être la cause de cette baisse et si, de fait, elle était prévisible par des instruments autre que statistique.

Les instruments à dispositions sont au nombre de 6. Ils se présentent et se définissent ainsi :

- Les bandes de Bollinger : Indicateur fournissant des signaux visuels facilement interprétable sur la volatilité et les situations de surachat ou de survente d'un actif. Il permet de mettre en évidence les supports et résistances encadrant la MA(2)
- Les Moyennes Mobiles (MA) : Indicateur permettant de lisser les prix sur une période donnée et de déterminer la tendance générale, et donc le sentiment globale, du marché. Dans le cadre de cette partie, plusieurs moyennes mobiles seront potentiellement utilisées.
- Le Moving Average Convergence Divergence (MACD) : Indicateur suivant la tendance montrant deux moyennes mobiles permettant de mettre en évidence les changements d'équilibre

entre pouvoir haussiers et baissiers.

- Stochastique : Indicateur composé de deux courbes, la courbe %K et la courbe %D. Il permet de déterminer une situation favorable d'achat ou de vente en fonction de la trajectoire que prend %K lorsqu'elle croise %D.
- Relative Strength Index (RSI) : Oscillateur permettant d'offrir un signal quant à la vitesse et les variations des mouvements de prix. C'est un indicateur crucial pour déterminer les signaux de surachat ou de survente
- Commodity Channel Index (CCI) : Indicateur permettant d'identifier les cycles se répétant dans les marchés des matières premières.
- Momentum : Indicateur permettant de mesurer la vitesse de changements des prix d'un actif. Il permet d'identifier les potentiels point de retournement.

Les bandes de Bollingers permet de montrer une pression durable sur la période précédant le 5 mai sur ses supports. Le cours a passé une totalité de 1 mois dans la partie supérieure des bandes de Bollingers, montrant une pression importante sur les résistances de cours, allant jusqu'à les tester à plusieurs reprises lorsque le cours sort des bandes. Cependant, après le 5 Mai la dynamique s'inverse complètement et le cours va désormais tester ses résistances pendant tout un mois.

La MA(14) témoigne d'une tendance fortement croissante à partir du 14 mars, forte tendance qui perdra progressivement en vitesse en mai pour finalement croiser et descendre en dessous de la MA(20). Ce phénomène peut s'interpréter par un ralentissement des investisseurs suite à un échec répété de dépasser les résistances de la bande de Bollinger.

De plus, le RSI n'a jamais dépassé le seuil des 80, témoignant d'une situation critique de surachat et donc d'un fort signal de vente. Une attention particulière doit être apportée au cassage rapide observable en première semaine de mai. Pendant la totalité de Février, Mars et Avril le RSI était constamment au-dessus de 50, avec une moyenne aux alentours des 70 mais arrivé le 5 Mai, une forte cassure a lieu et provoque un changement de tendance ou désormais, le RSI va côtoyer la limite de survente critique à plusieurs reprises début juin. Le RSI informe donc de manière claire sur plusieurs choses ; la première étant que l'action était en surachat depuis désormais fin Février mais pas dans une situation critique provoquant une forte baisse. La seconde étant que même au cours de sa baisse, l'action n'a jamais été en situation critique de survente, qui aurait été un signal fort d'entrée.

L'analyse du MACD n'offre pas une très grande quantité d'inversion sur les jours précédents la forte baisse de Mai. Les courbes étaient tangentes l'une à l'autre depuis déjà quelques jours et malgré la position avantageuse de vente vers fin février, les cours ont continués d'augmenter. À noter qu'il y a eu une réponse intéressante des marchés aux variations de la courbe. Ainsi, la position du MACD, en violet, par rapport au signal, en orange, témoigne d'une position idéale de vente qui semble avoir été prise par les marchés le 24 février et le 11 avril, ou il est possible d'observer le plus gros écart entre les deux courbes tout en voyant un gros volume de vente.

Malheureusement, l'analyse du Stochastique n'offre pas une information claire sur la position à prendre. Le marché semble très peu réceptif aux variations de cette dernière sur toute la période de Mars et Avril allant même dans le sens opposé que ce qu'aurait fait faire le stochastique. En effet, les deux droites %K et %D se sont croisées à 4 reprises en zone de surachat, la première fois le 13 mars, et ensuite tout au long de fin mars-début avril. Cependant, ce croisement dans cette zone n'a pas créé de variation à la baisse du cours, la tendance croissante a même continué. Cependant, les courbes se sont recroisées dans cette zone le 25 mai et une baisse a suivi. De la même façon, en Juin, les courbes se sont recroisées en zone de Survente mais une dynamique d'achat n'a pas été impulsée par cette information. Pour finir, l'analyse du Momentum et des CCI seront effectuées conjointement car les mêmes dynamiques se retrouvent dans les deux courbes. Ainsi les deux courbes témoignent, début

Avril d'une situation de pression à l'achat le CCI, alors au dessus de 100, montre que cette tendance est au-dessus des tendances saisonnières. Cependant, cette analyse permet-elle de justifier la forte baisse connue début Mai ? Une date importante est à retenir dans cette analyse qui a été volontairement émise. Le 26 mai, tous les indicateurs ont pointés vers une situation de vente. Le signal et le MACD se sont croisés pendant que le signal suivait une tendance baissière. Le stochastique voit %K couper %D à la baisse alors que le RSI venait de toucher le seuil des 80, seuil ou prendre une position à la vente est fortement recommandée. De plus, le momentum montrait une perte de vitesse rapide et le CCI justifiait une croissance à la hausse non saisonnière alors que la journée était connue par le volume massif de vente. Après le 26 Mai, la situation ne semble pas très claire mais tout s'éclaircit le 8 Mai ou les indicateurs s'écroulent, avec une cassure très rapide du CCI, du RSI et du Momentum, la tendance s'inverse et elle s'inverse vite. Ainsi, en se fiant aux indicateurs technique la baisse était prévisible et imminente, mais quid de la hausse ? Après le croisement %K du %D vers la hausse, le MACD et de son signal se croise le 16 Juin, la dynamique s'est inversé. La MA(20) se stabilise et les indicateurs de vitesse de tendance, le CCI et le Momentum, témoigne d'un changement rapide de la tendance. La situation n'est pas encore une situation à l'achat mais une sortie d'une situation de forte ventes.

Néanmoins, il est nécessaire d'apporter de la nuance à cette partie. L'analyse Technique est simple lorsque les données sont connus à l'avance, lors d'une analyse technique sur une période passée, le risque de biais du résultat sont encore plus élevé que lorsque l'analyse technique est une stratégie d'investissement. L'interprétation pousse à croire que l'analyse Technique aurait prévu les ventes et la perte de vitesse de l'action, néanmoins c'est une hypothèse. Il ne sera pas discuté de si c'est vrai ou faux.

3.2 Prévisions pour 2023

Les deux chapitres précédents ont mit en lumière l'intérêt pour l'utilisation des méthodes de double filtrage lors de l'étude d'une crise. Le LED s'est montré plus performant sur une prévision à court terme tandis que le HW s'est montré plus performant sur une prévision à long terme. Étonnamment, la prévision par la droite de la tendance a aussi réussi à être la plus performante sur avec pour base l'année 2001-2007. Néanmoins, fort des conclusions précédentes, si la série est estimé saisonnière, il semblerait alors que toute la précision de la droite de la régression tombe à l'eau. La suite de ce travail visera à choisir les méthodologies pertinentes dans l'objectif de projeter les conclusions obtenus précédents sur une crise mineur, la forte baisse du cours de danone, au cours du mois de mai 2023.

3.2.1 Analyse de la chronique

Tout au lu de ce travail, un effort a été apporté à mettre en lumière les impacts d'une mauvaise identification de la nature des données avec la saisonnalité au coeur de cet enjeu. Ainsi, sur les données mensuelles il n'est pas rare de voir des variations de prix, des volumes plus important en fonction du nombre de jours dans un mois. Premièrement, l'un pourrait mettre en avant que plus un mois possède de jours, plus la variation entre son cours de clôture et le cours de clôture du mois passé sera important, car il y'a un Lundi de plus. D'autre pourrait mettre en avant que moins un mois à de jours, plus les acteurs de marché vont chercher à sur-compenser ce manque. Ces deux points de vue peuvent se refléter dans l'analyse journalière. Effectivement, en étudiant les données journalières nos périodes, les semaines, sont bien plus sensibles aux variations saisonnières. Ainsi, une semaine comme la semaine de Noël de 2023 ou il n'y a eu que trois jours de marchés sur 5 peut être impactés par un fort effet de compensation. De la même façon que les mois qui comportent un Lundi de plus peuvent être fortement touchés par une saisonnalité. L'exemple le plus probant est la période allant de

Février jusqu'à Mars. Les entreprises du CAC40 utilisent cette fenêtre pour distribuer leur dividende ou pour réunir leur assemblée générale. De plus, lors de l'étude d'un cours journalier comme la variation du CAC40 sur cette période il est possible d'observer une saisonnalité le mercredi, jour favorisé des entreprises pour publier leur compte de résultat.

C'est pour tout ces raisons qu'une étude de la saisonnalité a eu lieu depuis le début de ce travail et cette série n'en échappera pas. Le seul point important à noter sera la nature de la saisonnalité, bien la capacité à prévoir la saisonnalité, il sera très compliqué de statuer sur sa fréquence. Arrive-t-elle toutes les semaines ? Toutes les deux semaines ? Est-elle mensuelle ? Une saisonnalité issue de données journalières est particulièrement compliqué à traité.

Néanmoins, le travail sur la saisonnalité ne commencera qu'après avoir statué une dernière fois sur la présence d'hétéroscédasticité ou non sur la série de base. Ainsi, en se référant au résultat de ARCH, il est clairement visible que la série présente une hétéroscédasticité. Avec une statistique de test $LM = 74.704$ contre une statistique de Khi-deux $\chi^2(1) = 3.84$, la comparaison des deux statistiques penchant en faveur de la statistique de test, l'hypothèse de test $H_0 : \beta_0 + \sum \beta_i \epsilon_{t-i}^2 + \eta_i = \beta_0 + \eta_i$ est refusé au risque de première espèce. La série présente donc une hétéroscédasticité qui sera éliminé en effectuant une transformation avec un le logarithme commun.

Désormais, il est nécessaire de statuer sur la présence d'une saisonnalité dans cette série. En dressant un tableau de Buys-Ballot puis en calculant les variances sans biais et moyennes respectives, il est possible de dresser une dernière fois les variances sans biais et les moyennes de chaque colonnes et de chaque ligne. Le test de Fisher sur les variances, cherchent à expliquer les variations des moyennes propres à chaque ligne (tendance) et à chaque colonne (saisonnalité) en fonction de la variation résiduelles des moyennes. Ainsi, en fonction du poids de chacune, il est possible de statuer sur l'absence (hypothèse nulle des deux tests) d'impact du facteur ligne, ou colonne, sur la variation totale de la série. Ainsi, si ce rapport se voit supérieur à la loi de de Fisher associée, l'hypothèse nulle est rejetée au risque de première espèce. Le tableau suivant donne les résultats trouvés après le calcul du rapport de variance :

	5Mai		2Juin	
	Statistique de test	Fisher lu	Statistique de test	Fisher lu
Influence facteur colonne	157.634	1.960	0.206	2.480
Influence facteur ligne	4.212	2.565	365.748	1.68

Ainsi, l'analyse des variances pour la mai 2023 rejète les deux hypothèses nulles. Premièrement l'hypothèse nulle de non impact des facteurs colonnes est rejeté, la statistique de test calculée 157.634 est strictement supérieur à la statistique de fisher lu 1.960 dans la table de Fisher. De la même façon, l'hypothèse nulle de non impact des facteurs lignes sera aussi rejeté au risque de première espèce. La statistique de test associé 4.212 est supérieur à la statistique de Fisher 2.565 observé dans la table de Fisher. De fait, après le rejet de ces deux hypothèses, il est mis en lumière l'existence à la fois d'une tendance et d'une saisonnalité.

Quant à la période de Juin, elle ne refuse que l'hypothèse de non influence du facteur ligne avec une statistique de test calculée de 365.748 contre un Fisher lu de 1.68. Néanmoins, elle accepte l'hypothèse nulle de non influence du facteur colonne, au risque de première espèce, avec une statistique de test calculée de 0.206 contre une statistique de Fisher lu de 2.480. Cette chronique ne présente donc qu'une tendance et pas de saisonnalité. Le second chapitre a mis en lumière l'incapacité, pour la méthode de l'estimation par extrapolation d'une droite linéaire, a estimé de façon correct une série saisonnière. Dans un second temps, la tendance n'était pas déterminé stochastique ou déterministe,

il a été décidé de ne simplement pas faire l'extrapolation d'une droite linéaire. Maintenant qu'une saisonnalité a été démontré, il est nécessaire de déterminer la nature du schéma. Ainsi, il est rappelé le test permettant de déterminer la nature d'une saisonnalité.

Spécification du test :

$H_0 : \beta = 0$: Le schéma de décomposition est additif

$H_1 : \beta \neq 0$: Le schéma de décomposition est multiplicatif

Statistique de test :

$$t_c = \frac{\hat{\beta}}{\hat{\sigma}_{\beta}} \sim t_{1-\frac{\alpha}{2}}(n-2)$$

Règle de décision :

Si $T_c < t_{0.975}$, H_0 est acceptée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$

Si $T_c \geq t_{0.975}$, H_1 est rejetée au risque de première espèce $\alpha = 5\%$

Conformément à ce test, l'hypothèse nulle H_0 est acceptée au risque de première espèce α , la statistique de test -0.32 est inférieure à la valeur d'un loi de $T(2)$. Le schéma est de décomposition additif. Avant de continuer le travail, il est nécessaire d'apporter un point d'éclaircissement. Les outils utilisés sur ce dossier sont Excel et Eviews. Parfois, la méthode mathématique et statistique se voit limité par les puissances offertes par les logiciels à la disposition de l'utilisateur. Pour cette raison, bien que les auteurs de ce dossier soient pleinement conscient de la limite inhérente à l'utilisation des moyennes mobiles sur une série journalière, les outils à notre disposition n'étaient pas capable de fournir des coefficients de saisonnalités - notamment Eviews qui, malgré l'évidence prouvé d'une saisonnalité, continué à nous sortir des coefficients saisonniers nulle dû au manque de puissance de calcul - un schéma de décomposition multiplicatif, bien que normalement traité par une méthode CENSUS aurait malgré tout été par moyenne mobile..³ Désormais les coefficients saisonniers calculés, il va être possible de travailler sur la série désaisonnalisé pour prévoir le cours dans les deux semaines qui suivent l'importante chute de mai 2023.

3.2.2 Lissage double

Les chapitres précédents ont appris une chose, dans le cadre d'une série saisonnière, le LED est la méthode de prévision qui prédit le mieux les cours sur le long terme, tandis que la méthode de HW est celle qui prédit le mieux les cours à long termes. Il a été convenu de vérifier cette hypothèse avec les données de 2023.

3. Pour ces raisons, les coefficients saisonniers sont présents uniquement en annexe

	5 Mai	2 Juin	Historique
	Valeur prévues	Valeur prévues	Valeur réelles
lundi 5 juin 2023	60.354	55.585	55.950
mardi 6 juin 2023	60.436	55.454	56.170
mercredi 7 juin 2023	60.796	55.324	55.310
jeudi 8 juin 2023	60.690	55.195	54.680
vendredi 9 juin 2023	60.726	55.065	53.620
lundi 12 juin 2023	60.830	54.936	53.810
mardi 13 juin 2023	60.913	54.807	53.840
mercredi 14 juin 2023	61.276	54.678	53.940
jeudi 15 juin 2023	61.170	54.550	54.660
vendredi 16 juin 2023	61.205	54.422	55.300

TABLE 15 – Résultat d'un lissage exponentielle double, Mai et Juin 2023

	5 Mai	2 Juin	Historique
	Valeur prévues	Valeur prévues	Valeur réelles
lundi 5 juin 2023	61.13216	56.14498	55.95
mardi 6 juin 2023	61.26568	56.24838	56.17
mercredi 7 juin 2023	61.66911	56.35197	55.31
jeudi 8 juin 2023	61.60137	56.45575	54.68
vendredi 9 juin 2023	61.673	56.55972	53.62
lundi 12 juin 2023	61.8037	56.66388	53.81
mardi 13 juin 2023	61.93868	56.76824	53.84
mercredi 14 juin 2023	62.34655	56.87278	53.94
jeudi 15 juin 2023	62.27806	56.97752	54.66
vendredi 16 juin 2023	62.35048	57.08245	55.3

TABLE 16 – Résultat d'un lissage exponentielle d'Holt et Winter, Mai et Juin 2023

	Mai 23		Juin 23	
	RMSE	Rang	RMSE	Rang
LED	4.0787	1	0.81	2
HW	4.733	2	2.163	1

TABLE 17 – Récapitulatif des RMSE, période 2001-2007 2001-2008

Les deux tableaux précédents montrent la prévision obtenue avec les résultats du chapitre 2. Initialement, il était attendu de voir un LED performant à court terme et un Holt Winter performant à long terme. Néanmoins, la vérité de 2023 est tout autre, le LED bien que performante à court terme ne voit que très peu de différence avec le Holt et Winter sur sa série saisonnière tandis que la conclusion de 2019 statué sur une importante différence entre les données prévus pour les deux méthodes.

De plus, il était attendu de voir un Holt-Winter performant à court terme, néanmoins c'est bien le LED qui a montré une meilleur performance dans l'exercice de prévoir sur deux semaines. La question dont il est nécessaire de répondre est désormais la suivante ; Les résultats sont-ils différents

car les séries sont désormais journalières ? Ou est-il nécessaire d'insister sur le fait que les résultats passés d'une prévision ne permettent pas de statuer sur le meilleur modèle de prévision à employer ? La réponse qui semble être la plus appropriée est la seconde. Ainsi, appliquer une méthode qui a su faire ses preuves dans le passé n'est pas gage de qualité mais simplement du fait que, pour la série précise, dans des conditions précises, la série a été performante dans sa prévision. Maintenant, lors de l'étude d'une chronique à des fins prévisionnelles, il est nécessaire - si ce n'est fondamental - d'appliquer un épouvantail large de méthodes de prévisions. Malheureusement, il n'était disponible que les méthodes de traditionnelles et les méthodes de Box-Jenkins mais des méthodes plus poussées sont à interroger sur leur capacité des crises.

Conclusion

L'exercice de prévision n'est pas aussi simple que l'on pourrait croire. Pour avoir des données proches de la réalité, il est nécessaire de posséder une chronique dont la nature a été pleinement comprise. Ainsi, la saisonnalité doit être étudiée et elle ne doit pas être retirée automatiquement comme un réflex. Il est aussi important de s'interroger sur la nature déterministe ou stochastique de la tendance avant de procéder à certains tests. De plus, il a été vu que dans certains cas une méthode de lissage double était plus performante que les autres, il serait pertinent de reprendre cette série pour augmenter le niveau de lissage et passer sur du lissage exponentielle généralisé.

Les marchés sont fondamentalement imprévisibles, ce n'est pas un code à craquer. Les statisticiens et économètres qui chercheront à prévoir le marché auront pour pire ennemi le marché lui-même. Comme expliqué dans l'introduction, le marché n'est pas régi par de plaisante loi. Le marché est fondamentalement imparfait et il devient donc fondamentalement aléatoire. Néanmoins, il est possible de prévoir le cours, sur des périodes plus ou moins courtes, d'une action. Cependant, ça ne permet pas de répondre à l'une des interrogations posées par ce dossier qui est de savoir quantifier avec précision la capacité de régénération d'un marché. Bien évidemment, ce devoir a été fait sur des données historiques donc le résultat est fondamentalement biaisé par le biais du résultat. En regardant les données prévus et historiques, c'est le départ d'une recherche de méthode qui arrivera au meilleur cours à la fin de la période donnée, il est alors regardé le résultat espéré et non pas le processus réel menant à cette estimation.

Pour répondre à la problématique posée au début de ce dossier. Les méthodes de prévisions n'ont pas besoin de crises de natures différentes pour voir leur performance s'altérer. Les prévisions possèdent pour pire ennemi les chroniques en elle-même et l'utilisateur qui l'effectue. En cherchant à quantifier l'impact d'une crise sur une méthode de prévision, l'hypothèse qu'il est possible de pré-déterminer un modèle de prévision à la vue des séries est posée. Bien évidemment, c'est hypothèse est fondamentalement fautive. Les résultats du passé ne seront pas gages des résultats à venir et de plus, il n'est pas nécessaire d'avoir une grande distorsion pour que les résultats changent du tout au tout. Les séries pour la période du COVID et de la baisse de Mai étaient toutes deux saisonnières avec tendance sur la partie où la prévision a été faite sur le long terme et uniquement avec tendance sur la partie avec la prévision avec court terme. Néanmoins malgré cette "similitude" les résultats obtenus étaient complètement différents. D'une part car les crises étaient différentes - et qu'aucune crise ne se ressemble - mais aussi car les informations contenues dans les données étaient fondamentalement différentes. Attention à celui qui oublie que les données ne sont pas des chiffres sur un tableur excel ou sur Eviews mais des noyaux d'informations et qu'à valeur égale, les informations sont parfois différentes.

Références

- [1] *Comment suivre l'évolution des prix à la consommation ?* URL : <https://www.economie.gouv.fr/cedef/evolution-prix-consommation>.
- [2] Russell DAVIDSON et al. *Econometric Theory and Methods*. Oxford University Press, USA, jan. 2004.
- [3] EIB. "EIB Investment Survey 2022 - EU overview". In : *European Investment Bank* (fév. 2024). DOI : 10.2867/488028. URL : <https://doi.org/10.2867/488028>.
- [4] *En moyenne en 2022, nette accélération des prix à la consommation - Informations rapides - 9* | Insee. URL : <https://www.insee.fr/fr/statistiques/6688595>.
- [5] *Europe's Inflation Outlook Depends on How Corporate Profits Absorb Wage Gains*. Juin 2023. URL : <https://www.imf.org/en/Blogs/Articles/2023/06/26/europes-inflation-outlook-depends-on-how-corporate-profits-absorb-wage-gains>.
- [6] *European Council, 24-25 March 2022*. Mars 2022. URL : <https://www.consilium.europa.eu/en/meetings/european-council/2022/03/24-25/>.
- [7] *Hausse des prix de l'énergie depuis 2021*. Jan. 2024. URL : <https://www.consilium.europa.eu/fr/infographics/energy-prices-2021/>.
- [8] Richard HIAULT. "Entre stagflation et récession, les sombres prévisions de la Banque mondiale". In : (juin 2022). URL : <https://www.lesechos.fr/monde/enjeux-internationaux/entre-stagflation-et-recession-les-sombres-previsions-de-la-banque-mondiale-1411642>.
- [9] *L'essentiel sur... l'inflation* | Insee. URL : <https://www.insee.fr/fr/statistiques/4268033>.
- [10] LATRIBUNE.FR. *Intermarché et Auchan en discussions pour créer la plus grande centrale d'achat de France*. URL : <https://www.latribune.fr/entreprises-finance/services/distribution/intermarche-et-auchan-en-discussions-pour-creer-la-plus-grande-centrale-d-achat-de-france-984930.html>.
- [11] Thomas Le MASSON. "Le groupe agroalimentaire Danone au milieu du gué". In : (mars 1999). URL : <https://www.lesechos.fr/1999/03/le-groupe-agroalimentaire-danone-au-milieu-du-gue-764254>.
- [12] Magali PICARD. "Pourquoi les distributeurs renforcent encore leurs achats européens". In : (fév. 2024). URL : <https://www.lsa-conso.fr/pourquoi-les-distributeur-renforcent-encore-leurs-achats-europeens,451556>.
- [13] *Special meeting of the European Council, 30-31 May 2022*. Mai 2022. URL : <https://www.consilium.europa.eu/en/meetings/european-council/2022/05/30-31/>.
- [14] *Statistics* | Eurostat. URL : https://ec.europa.eu/eurostat/databrowser/view/PRC_HICP_MANR__custom_3761882/bookmark/table?bookmarkId=4ad27e6f-358a-4a3d-82a0-587d69a833eb.

- [15] *Taux de marge Les entreprises en France* | Insee. URL : <https://www.insee.fr/fr/statistiques/7678544?sommaire=7681078>.
- [16] *World Economic Outlook Update, January 2022 : Rising Caseloads, A Disrupted Recovery, and Higher Inflation*. Jan. 2022. URL : <https://www.imf.org/en/Publications/WEO/Issues/2022/01/25/world-economic-outlook-update-january-2022#:~:text=Global%20growth%20is%20expected%20to%20moderate%20from%205.9,reflecting%20forecast%20markdowns%20in%20the%20two%20largest%20economies..>

A Annexe

A.1 Crise des subprimes

A.1.1 Analyse de la chronique

Heteroskedasticity Test : ARCH

F-statistic	1107.000	Prob. F(1,107)	0.0000
Obs*R-squared	99.39292	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

Test Equation :

Dependent Variable : RESID^2

Method : Least Squares

Sample (adjusted) : 1/03/2023 6/02/2023

Included observations : 109 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.584468	0.551133	1.060485	0.2913
RESID^2(-1)	0.949721	0.028544	33.27161	0.0000
R-squared	0.911862	Mean dependent var	15.84998	
Adjusted R-squared	0.911038	S.D. dependent var	10.68817	
S.E. of regression	3.187909	Akaike info criterion	5.174785	
Sum squared resid	1087.415	Schwarz criterion	5.224168	
Log likelihood	-280.0258	Hannan-Quinn criter.	5.194812	
F-statistic	1107.000	Durbin-Watson stat	1.899472	
Prob(F-statistic)	0.000000			

TABLE 18 – Test ARCH, Juin 2023

Heteroskedasticity Test : ARCH

F-statistic	266.6233	Prob. F(1,93)	0.0000
Obs*R-squared	70.43263	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

Test Equation :

Dependent Variable : RESID^2

Method : Least Squares

Sample (adjusted) : 2001M02 2008M12

Included observations : 95 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	6.219931	3.071939	2.024757	0.0458
RESID^2(-1)	0.859529	0.052639	16.32860	0.0000
R-squared	0.741396	Mean dependent var	43.77949	
Adjusted R-squared	0.738615	S.D. dependent var	38.81711	
S.E. of regression	19.84555	Akaike info criterion	8.834665	
Sum squared resid	36627.68	Schwarz criterion	8.888431	
Log likelihood	-417.6466	Hannan-Quinn criter.	8.856390	
F-statistic	266.6233	Durbin-Watson stat	2.150562	
Prob(F-statistic)	0.000000			

TABLE 19 – Test ARCH, 2001-2008

Année	Janv.	Fév.	Mars	Avr.	Mai	Juin	Jui.	Août	Sept.	Oct.	Nov.	Déc.	\bar{x}_i	σ_i
2001	1.3021	1.2486	1.2733	1.2541	1.2622	1.2839	1.3115	1.2749	1.2770	1.2571	1.2106	1.2127	1.2640	0.0307
2002	1.2385	1.2288	1.2256	1.2314	1.2691	1.2717	1.2515	1.1862	1.2137	1.1956	1.2265	1.2288	1.2306	0.0256
2003	1.2171	1.1782	1.1498	1.1726	1.2123	1.1852	1.1991	1.2009	1.2146	1.2354	1.2314	1.2320	1.2024	0.0267
2004	1.2300	1.2516	1.2651	1.2432	1.2636	1.2777	1.2830	1.2631	1.2503	1.2289	1.2444	1.2542	1.2546	0.0169
2005	1.2600	1.2818	1.3042	1.3128	1.2872	1.3093	1.2999	1.3500	1.3683	1.3911	1.3683	1.3793	1.3260	0.0433
2006	1.3843	1.3911	1.4251	1.4431	1.4335	1.4242	1.4475	1.4651	1.4811	1.4943	1.5101	1.5153	1.4512	0.0431
2007	1.5101	1.5228	1.5282	1.5376	1.5336	1.5277	1.5409	1.4928	1.5102	1.5047	1.5351	1.5431	1.5239	0.0160
\bar{x}_j	1.3060	1.3004	1.3102	1.3135	1.3231	1.3257	1.3333	1.3190	1.3307	1.3296	1.3323	1.3379	$\bar{x}_{..}$	$\sigma_{..}$
σ_j	0.1066	0.1177	0.1272	0.1304	0.1156	0.1136	0.1190	0.1219	0.1243	0.1315	0.1402	0.1421	1.3218	0.1166

TABLE 20 – Tableau Buys-Ballot, 2001-2007

Année	Janv.	Fév.	Mars	Avr.	Mai	Juin	Jui.	Août	Sept.	Oct.	Nov.	Déc.	\bar{x}_i	σ_i
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2008	1.4070	1.3760	1.3490	1.3360	1.3430	1.3310	1.3570	1.3860	1.3890	1.4250	1.4230	1.4100	1.3780	0.0340
\bar{x}_j	1.3440	1.3300	1.3330	1.3380	1.3470	1.3480	1.3460	1.3410	1.3500	1.3560	1.3510	1.3560	$\bar{x}_{..}$	$\sigma_{..}$
σ_j	0.1250	0.1220	0.1240	0.1310	0.1190	0.1180	0.1070	0.1150	0.1150	0.1260	0.1270	0.1280	1.3450	0.1150

TABLE 21 – Tableau Buys-Ballot 2008, complément

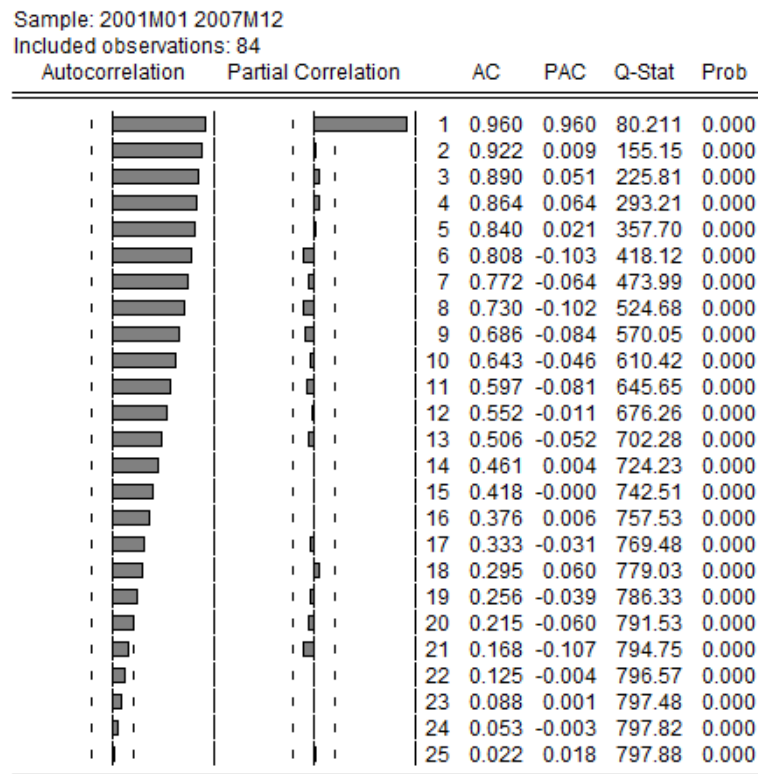


FIGURE 3 – Correlograme, série 2001-2007

A.1.2 Estimation par régression

Dependent Variable : LDANONE2007

Method : Least Squares

Sample : 2001M01 2007M12

Included observations : 84

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.152622	0.014307	80.56177	0.0000
T	0.003981	0.000292	13.61502	0.0000
R-squared	0.693307	Mean dependent var	1.321817	
Adjusted R-squared	0.689567	S.D. dependent var	0.116626	
S.E. of regression	0.064980	Akaike info criterion	-2.605960	
Sum squared resid	0.346234	Schwarz criterion	-2.548083	
Log likelihood	111.4503	Hannan-Quinn criter.	-2.582694	
F-statistic	185.3687	Durbin-Watson stat	0.116759	
Prob(F-statistic)	0.000000			

TABLE 22 – Régression par le temps, série 2001-2007

Dependent Variable : LDANONE2008

Method : Least Squares

Sample : 2001M01 2008M12

Included observations : 96

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.161643	0.013273	87.51984	0.0000
T	0.003699	0.000238	15.56632	0.0000
R-squared	0.720496	Mean dependent var	1.341035	
Adjusted R-squared	0.717523	S.D. dependent var	0.121389	
S.E. of regression	0.064516	Akaike info criterion	-2.623183	
Sum squared resid	0.391262	Schwarz criterion	-2.569759	
Log likelihood	127.9128	Hannan-Quinn criter.	-2.601588	
F-statistic	242.3102	Durbin-Watson stat	0.158018	
Prob(F-statistic)	0.000000			

TABLE 23 – Régression par le temps, série 2001-2008

A.1.3 Estimation par LED

Sample : 2001M01 2007M12

Included observations : 84

Method : Double Exponential

Original Series : LDANONE2007

Forecast Series : LDANONE2007_LED

Parameters : Alpha	0.3240
Sum of Squared Residuals	0.047618
Root Mean Squared Error	0.023809
End of Period Levels : Mean	1.533767
Trend	0.003144

TABLE 24 – Coefficients de lissage Exponentiel Double, 2001-2007

Sample : 2001M01 2008M12		
Included observations : 96		
Method : Double Exponential		
Original Series : LDANONE2008		
Forecast Series : LDANONE2008_LED		
<hr/>		
Parameters :	Alpha	0.2900
Sum of Squared Residuals		0.065655
Root Mean Squared Error		0.026152
<hr/>		
End of Period Levels :	Mean	1.423427
	Trend	-0.008715
<hr/>		

TABLE 25 – Coefficients de lissage Exponentiel Double 2001-2008

A.1.4 Estimation par HW

Sample : 2001M01 2007M12		
Included observations : 84		
Method : Holt-Winters No Seasonal		
Original Series : LDANONE2007		
Forecast Series : LDANONE2007_HW		
<hr/>		
Parameters :	Alpha	0.9100
	Beta	0.0300
Sum of Squared Residuals		0.040507
Root Mean Squared Error		0.021960
<hr/>		
End of Period Levels :	Mean	1.542490
	Trend	0.004686
<hr/>		

TABLE 26 – Coefficients de Holt-Winters 2001-2007

Sample : 2001M01 2008M12
 Included observations : 96
 Method : Holt-Winters No Seasonal
 Original Series : LDANONE2008
 Forecast Series : LDANONE2008_HW

Parameters :	Alpha	0.8600
	Beta	0.0000
Sum of Squared Residuals		0.060754
Root Mean Squared Error		0.025157

End of Period Levels :	Mean	1.425703
	Trend	-0.000878

TABLE 27 – Coefficients de Holt-Winters, 2001-2008

A.1.5 Meilleur méthode

Evaluation statistics	
Forecast	RMSE
HW	14.55652
LED	11.82945
REG	9.459755

TABLE 28 – Meilleurs méthodes, 2001-2007

Evaluation statistics	
Forecast	RMSE
HW	3.041985
LED	3.028092
REG	10.92688

TABLE 29 – Meilleurs méthodes, 2001-2008

A.2 Box-Jenkins

A.2.1 Test de Racine unitaire

Null Hypothesis : LDANONE2007 has a unit root

Exogenous : Constant, Linear Trend

Bandwidth : 12 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel

	Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic	-2.220627	0.4718
Test critical values : 1% level	-4.072415	
5% level	-3.464865	
10% level	-3.158974	

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

Residual variance (no correction)	0.000439
HAC corrected variance (Bartlett kernel)	0.000276

Phillips-Perron Test Equation

Dependent Variable : D(LDANONE2007)

Method : Least Squares

Sample (adjusted) : 2001M02 2007M12

Included observations : 83 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LDANONE2007(-1)	-0.084193	0.036422	-2.311590	0.0234
C	0.092604	0.042297	2.189383	0.0315
@TREND("2001M01")	0.000509	0.000173	2.933828	0.0044

R-squared	0.097541	Mean dependent var	0.002902
Adjusted R-squared	0.074979	S.D. dependent var	0.022177
S.E. of regression	0.021329	Akaike info criterion	-4.821977
Sum squared resid	0.036396	Schwarz criterion	-4.734549
Log likelihood	203.1121	Hannan-Quinn criter.	-4.786854
F-statistic	4.323332	Durbin-Watson stat	2.088652
Prob(F-statistic)	0.016486		

TABLE 30 – Phillips-Perron Modèle 3, 2001-2007

Null Hypothesis : LDANONE2007 has a unit root

Exogenous : Constant

Bandwidth : 12 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel

	Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic	0.431259	0.9832
Test critical values : 1% level	−3.511262	
5% level	−2.896779	
10% level	−2.585626	

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

Residual variance (no correction)	0.000486
HAC corrected variance (Bartlett kernel)	0.000380

Phillips-Perron Test Equation

Dependent Variable : D(LDANONE2007)

Method : Least Squares

Sample (adjusted) : 2001M02 2007M12

Included observations : 83 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LDANONE2007(-1)	0.004071	0.021472	0.189584	0.8501
C	−0.002468	0.028431	−0.086791	0.9311
R-squared	0.000444	Mean dependent var		0.002902
Adjusted R-squared	−0.011897	S.D. dependent var		0.022177
S.E. of regression	0.022309	Akaike info criterion		−4.743886
Sum squared resid	0.040312	Schwarz criterion		−4.685600
Log likelihood	198.8713	Hannan-Quinn criter.		−4.720470
F-statistic	0.035942	Durbin-Watson stat		2.067971
Prob(F-statistic)	0.850109			

TABLE 31 – Phillips-Perron Modèle 2, 2001-2007

Hypothesis Testing for LDANONE2007

Sample : 2001M01 2007M12

Included observations : 84

Test of Hypothesis : Mean = 0.000000

Sample Mean = 1.321817

Sample Std. Dev. = 0.116626

Method	Value	Probability
t-statistic	103.8763	0.0000

TABLE 32 – Test de nullité de la moyenne, 2001-2007

Null Hypothesis : LDANONE2008 has a unit root

Exogenous : Constant, Linear Trend

Bandwidth : 13 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel

	Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic	−2.383821	0.3855
Test critical values :		
1% level	−4.057528	
5% level	−3.457808	
10% level	−3.154859	

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

Residual variance (no correction)	0.000608
HAC corrected variance (Bartlett kernel)	0.000651

Phillips-Perron Test Equation

Dependent Variable : D(LDANONE2008)

Method : Least Squares

Sample (adjusted) : 2001M02 2008M12

Included observations : 95 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LDANONE2008(-1)	−0.094492	0.040505	−2.332840	0.0218
C	0.109376	0.047259	2.314389	0.0229
@TREND("2001M01")	0.000387	0.000179	2.163861	0.0331
R-squared	0.056959	Mean dependent var		0.001317
Adjusted R-squared	0.036458	S.D. dependent var		0.025534
S.E. of regression	0.025064	Akaike info criterion		−4.503666
Sum squared resid	0.057797	Schwarz criterion		−4.423018
Log likelihood	216.9242	Hannan-Quinn criter.		−4.471078
F-statistic	2.778375	Durbin-Watson stat		2.125992
Prob(F-statistic)	0.067360			

TABLE 33 – Phillips-Perron Modèle 3, 2001-2008

Null Hypothesis : LDANONE2008 has a unit root

Exogenous : Constant

Bandwidth : 22 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel

	Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic	-1.021832	0.7429
Test critical values : 1% level	-3.500669	
5% level	-2.892200	
10% level	-2.583192	

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

Residual variance (no correction)	0.000639
HAC corrected variance (Bartlett kernel)	0.000766

Phillips-Perron Test Equation

Dependent Variable : D(LDANONE2008)

Method : Least Squares

Sample (adjusted) : 2001M02 2008M12

Included observations : 95 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LDANONE2008(-1)	-0.019863	0.021658	-0.917143	0.3614
C	0.027937	0.029143	0.958619	0.3402
R-squared	0.008964	Mean dependent var		0.001317
Adjusted R-squared	-0.001693	S.D. dependent var		0.025534
S.E. of regression	0.025556	Akaike info criterion		-4.475077
Sum squared resid	0.060738	Schwarz criterion		-4.421311
Log likelihood	214.5662	Hannan-Quinn criter.		-4.453352
F-statistic	0.841152	Durbin-Watson stat		2.184745
Prob(F-statistic)	0.361440			

TABLE 34 – Phillips-Perron Modèle 2, 2001-2008

Hypothesis Testing for LDANONE2008
 Sample (adjusted) : 2001M01 2008M12
 Included observations : 96 after adjustments
 Test of Hypothesis : Mean = 0.000000

Sample Mean = 1.341035
 Sample Std. Dev. = 0.121389

Method	Value	Probability
t-statistic	108.2425	0.0000

TABLE 35 – Test de nullité de la moyenne, 2001-2008

A.2.2 Identification et prévisions

BDS Test for DLDANONE2007
 Sample : 2001M01 2007M12
 Included observations : 84

Dimension	BDS Statistic	Std. Error	z-Statistic	Prob.	
2	0.016948	0.008223	2.061077	0.0393	
3	0.020126	0.013162	1.529163	0.1262	
4	0.034894	0.015784	2.210689	0.0271	
5	0.037298	0.016568	2.251241	0.0244	
6	0.020990	0.016091	1.304421	0.1921	
Raw epsilon		0.031790			
Pairs within epsilon		4865.000	V-Statistic	0.706198	
Triples within epsilon		306447.0	V-Statistic	0.535946	
Dimension	C(m,n)	c(m,n)	C(1,n-(m-1))	c(1,n-(m-1))	c(1,n-(m-1))^k
2	1677.000	0.504968	2320.000	0.698585	0.488021
3	1178.000	0.363580	2269.000	0.700309	0.343454
4	854.0000	0.270253	2201.000	0.696519	0.235360
5	613.0000	0.198961	2140.000	0.694580	0.161663
6	439.0000	0.146187	2124.000	0.707293	0.125197

TABLE 36 – Test BDS, 2001-2007

BDS Test for DLDANONE2008

Sample : 2001M01 2009M12

Included observations : 108

Dimension	BDS Statistic	Std. Error	z-Statistic	Prob.
2	0.006264	0.008890	0.704599	0.4811
3	-0.012391	0.014235	-0.870440	0.3841
4	-0.000437	0.017079	-0.025610	0.9796
5	0.010371	0.017937	0.578192	0.5631
6	0.011039	0.017431	0.633320	0.5265

Raw epsilon	0.034026		
Pairs within epsilon	6373.000	V-Statistic	0.706150
Triples within epsilon	464479.0	V-Statistic	0.541745

Dimension	C(m,n)	c(m,n)	C(1,n-(m-1))	c(1,n-(m-1))	c(1,n-(m-1))^k
2	2178.000	0.498284	3066.000	0.701441	0.492020
3	1508.000	0.352501	3057.000	0.714586	0.364892
4	1082.000	0.258481	2986.000	0.713330	0.258918
5	782.0000	0.190965	2908.000	0.710134	0.180594
6	561.0000	0.140075	2847.000	0.710861	0.129036

TABLE 37 – Test BDS, 2001 2008

Dependent Variable : DLDANONE2007

Method : ARMA Conditional Least Squares (BFGS / Marquardt steps)

Sample (adjusted) : 2001M05 2007M12

Included observations : 80 after adjustments

Convergence achieved after 2 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(3)	-0.211076	0.105841	-1.994286	0.0496
R-squared	0.020457	Mean dependent var		0.003611
Adjusted R-squared	0.020457	S.D. dependent var		0.021392
S.E. of regression	0.021172	Akaike info criterion		-4.859881
Sum squared resid	0.035411	Schwarz criterion		-4.830106
Log likelihood	195.3952	Hannan-Quinn criter.		-4.847943
Durbin-Watson stat	1.978739			
Inverted AR Roots	.30+.52i	.30-.52i	-.60	

TABLE 38 – Estimation processus AR(3), 2001-2007

Sample (adjusted): 2001M02 2007M12

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.065	-0.065	0.3622	
		2 -0.019	-0.023	0.3938	0.530
		3 0.021	0.019	0.4344	0.805
		4 0.033	0.035	0.5301	0.912
		5 -0.048	-0.043	0.7404	0.946
		6 0.152	0.148	2.8534	0.723
		7 0.112	0.131	4.0206	0.674
		8 0.023	0.048	4.0688	0.772
		9 0.050	0.061	4.3108	0.828
		10 0.082	0.081	4.9569	0.838
		11 0.003	0.024	4.9576	0.894
		12 0.031	0.023	5.0529	0.929
		13 -0.016	-0.052	5.0775	0.955
		14 0.005	-0.028	5.0801	0.973
		15 0.062	0.038	5.4731	0.978
		16 0.110	0.083	6.7456	0.964
		17 -0.053	-0.062	7.0511	0.972
		18 0.150	0.134	9.5022	0.923
		19 -0.000	0.012	9.5022	0.947
		20 0.062	0.082	9.9327	0.955
		21 -0.037	-0.035	10.086	0.967
		22 0.063	0.013	10.543	0.971
		23 -0.055	-0.054	10.894	0.976
		24 -0.095	-0.157	11.981	0.971
		25 0.144	0.083	14.516	0.934

FIGURE 4 – Test Ljang-Box AR

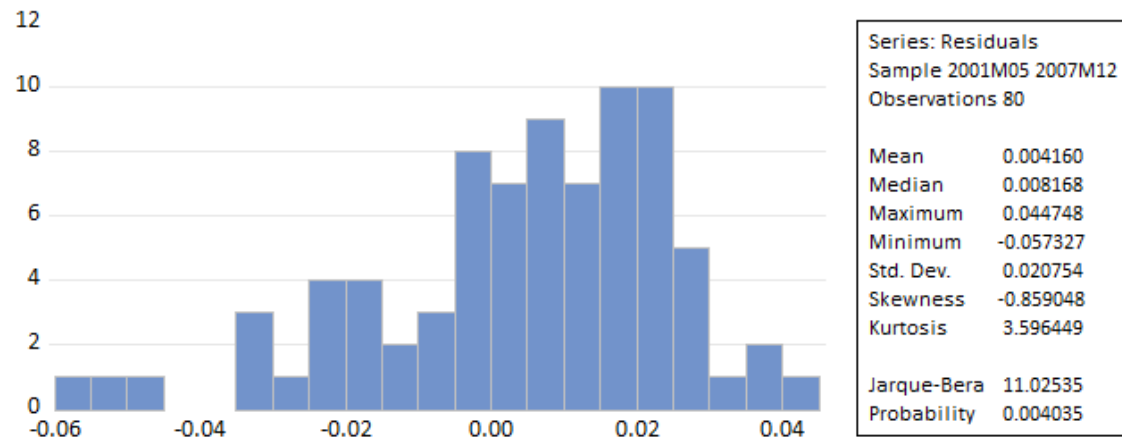


FIGURE 5 – Test normalité AR(3), 2001-2008

Heteroskedasticity Test : ARCH

F-statistic	0.035372	Prob. F(1,77)	0.8513
Obs*R-squared	0.036274	Prob. Chi-Square(1)	0.8490

Test Equation :

Dependent Variable : RESID^2

Method : Least Squares

Sample (adjusted) : 2001M06 2007M12

Included observations : 79 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.000458	8.64E - 05	5.297887	0.0000
RESID^2(-1)	-0.021395	0.113757	-0.188074	0.8513
R-squared	0.000459	Mean dependent var		0.000448
Adjusted R-squared	-0.012522	S.D. dependent var		0.000617
S.E. of regression	0.000621	Akaike info criterion		-11.90536
Sum squared resid	2.97E - 05	Schwarz criterion		-11.84538
Log likelihood	472.2619	Hannan-Quinn criter.		-11.88133
F-statistic	0.035372	Durbin-Watson stat		1.990846
Prob(F-statistic)	0.851313			

TABLE 39 – ARCH processus AR(3), 2001-2007

A.3 Crise du COVID

A.3.1 Analyse de la chronique

Heteroskedasticity Test : ARCH

F-statistic	539.2560	Prob. F(1,93)	0.0000
Obs*R-squared	81.02623	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

Test Equation :

Dependent Variable : RESID^2

Method : Least Squares

Sample (adjusted) : 2012M02 2019M12

Included observations : 95 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	5.387427	4.725377	1.140105	0.2572
RESID^2(-1)	0.940322	0.040493	23.22189	0.0000
R-squared	0.852908	Mean dependent var	74.64323	
Adjusted R-squared	0.851326	S.D. dependent var	92.65301	
S.E. of regression	35.72539	Akaike info criterion	10.01043	
Sum squared resid	118696.2	Schwarz criterion	10.06419	
Log likelihood	-473.4953	Hannan-Quinn criter.	10.03215	
F-statistic	539.2560	Durbin-Watson stat	1.482005	
Prob(F-statistic)	0.000000			

TABLE 40 – Test ARCH, 2012-2019.

Année	Janv.	Fév.	Mars	Avr.	Mai	Juin	Jui.	Août	Sept.	Oct.	Nov.	Déc.	\bar{x}_i	σ_i
2012	1.5200	1.5080	1.5400	1.5520	1.5590	1.5600	1.5350	1.5400	1.5400	1.5260	1.5210	1.5330	1.5360	0.0160
2013	1.5380	1.5530	1.5710	1.5800	1.6090	1.6100	1.6170	1.6300	1.6070	1.6010	1.5930	1.5840	1.5910	0.0270
2014	1.5750	1.5460	1.5650	1.5660	1.5820	1.6060	1.6030	1.6010	1.5940	1.5930	1.6020	1.6220	1.5880	0.0210
2015	1.6040	1.6430	1.6630	1.6650	1.6780	1.6750	1.6420	1.6690	1.6220	1.6300	1.6810	1.7000	1.6560	0.0280
2016	1.6780	1.6810	1.6860	1.6750	1.6650	1.6900	1.6920	1.7280	1.7230	1.7100	1.6900	1.6640	1.6900	0.0210
2017	1.6700	1.6540	1.6870	1.6950	1.6980	1.7220	1.7200	1.7020	1.7220	1.7240	1.7480	1.7520	1.7080	0.0290
2018	1.7460	1.7430	1.7200	1.7190	1.7280	1.7300	1.7130	1.7420	1.7460	1.7380	1.7110	1.7340	1.7310	0.0130
2019	1.7030	1.7170	1.7360	1.7510	1.7720	1.7800	1.7980	1.8200	1.8370	1.8340	1.7970	1.7990	1.7790	0.0440
\bar{x}_j	1.6290	1.6310	1.6460	1.6500	1.6610	1.6710	1.6650	1.6790	1.6740	1.6690	1.6680	1.6740	$\bar{x}_..$	$\sigma_..$
σ_j	0.0750	0.0760	0.0680	0.0690	0.0660	0.0640	0.0680	0.0740	0.0890	0.0870	0.0730	0.0760	1.6780	0.0710

TABLE 41 – Buys-Ballot 2012-2019

Année	Janv.	Fév.	Mars	Avr.	Mai	Juin	Jui.	Août	Sept.	Oct.	Nov.	Déc.	\bar{x}_i	σ_i
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2020	1.7950	1.7860	1.7300	1.6940	1.7270	1.7300	1.7300	1.7080	1.6970	1.6980	1.6310	1.6870	1.7180	0.0440
\bar{x}_j	1.6480	1.6480	1.6550	1.6550	1.6690	1.6780	1.6720	1.6820	1.6760	1.6730	1.6640	1.6750	$\bar{x}_{..}$	$\sigma_{..}$
σ_j	0.0940	0.0960	0.0770	0.0720	0.0720	0.0720	0.0800	0.0830	0.0930	0.0930	0.0850	0.0840	1.6660	0.0800

TABLE 42 – Buys-Ballot 2012-2020, complément

Dependent Variable : σ_i .

Method : Least Squares

Sample : 1 8

Included observations : 8

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
$x_{i\cdot}$	0.030925	0.044423	0.696156	0.5124
C	−0.026374	0.073875	−0.357010	0.7333
R-squared	0.074736	Mean dependent var		0.025000
Adjusted R-squared	−0.079475	S.D. dependent var		0.009258
S.E. of regression	0.009619	Akaike info criterion		−6.237821
Sum squared resid	0.000555	Schwarz criterion		−6.217961
Log likelihood	26.95128	Hannan-Quinn criter.		−6.371771
F-statistic	0.484633	Durbin-Watson stat		3.017198
Prob(F-statistic)	0.512382			

TABLE 43 – Test de Buys-Ballot, 2019

Sample : 2012M01 2019M12
 Included observations : 96
 Difference from Moving Average
 Original Series : LDANONE2019
 Adjusted Series : LDANONE2019SA

Scaling Factors :

1	−0.012619
2	−0.012642
3	−0.003252
4	−0.003480
5	0.004507
6	0.012759
7	0.003341
8	0.013759
9	0.003170
10	−0.003798
11	−0.002750
12	0.001006

TABLE 44 – Coefficient de saisonnalité, 2012-2019

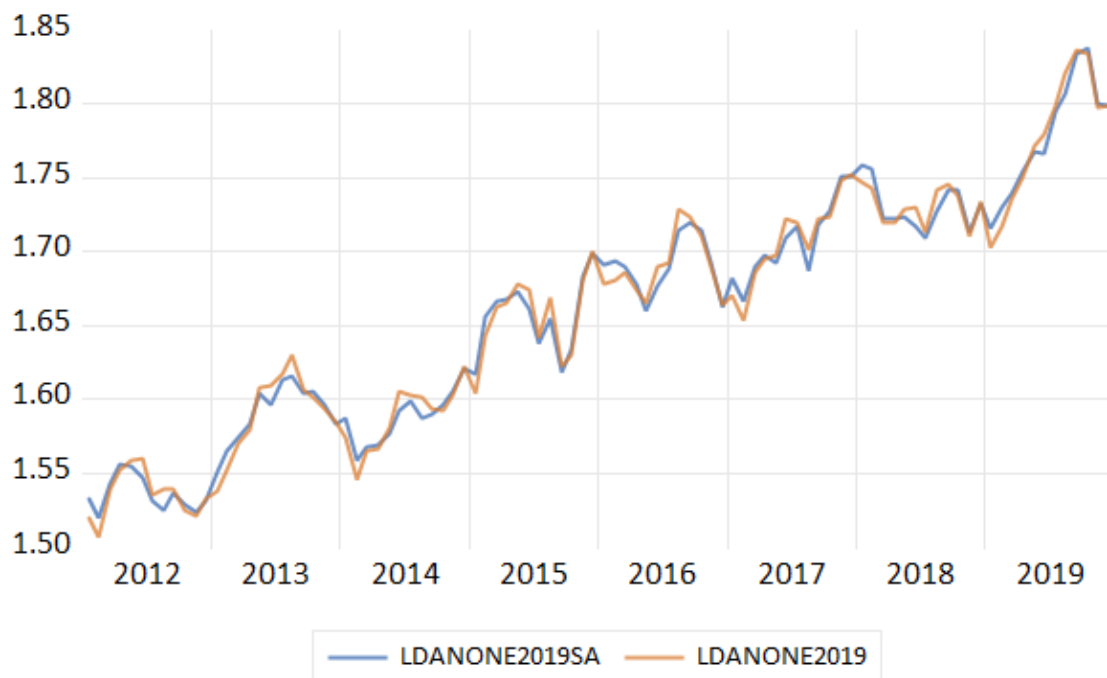


FIGURE 6 – Comparaison série avec série désaiso, 2012-2019

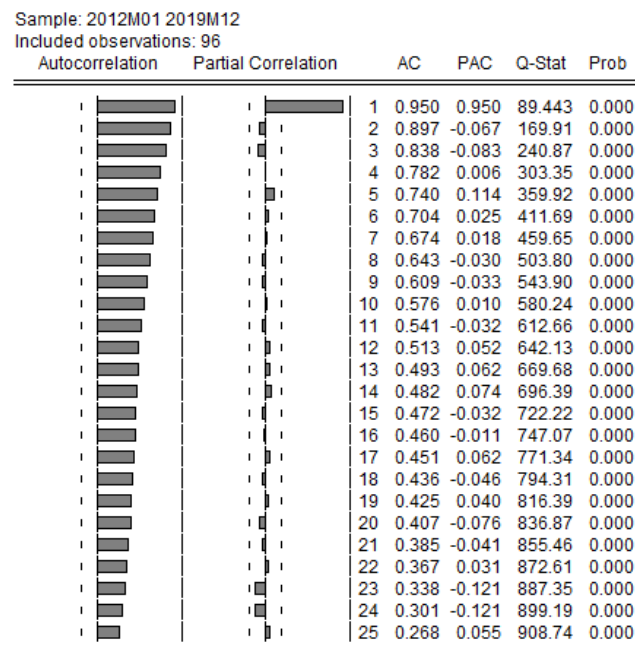


FIGURE 7 – Correlograme, série 2012-2019

A.3.2 Estimation régression

Dependent Variable : LDANONE2019

Method : Least Squares

Sample : 2012M01 2019M12

Included observations : 96

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.524679	0.005214	292.4057	0.0000
T	0.002787	9.33E - 05	29.85456	0.0000
R-squared	0.904597	Mean dependent var	1.659842	
Adjusted R-squared	0.903582	S.D. dependent var	0.081624	
S.E. of regression	0.025345	Akaike info criterion	-4.491838	
Sum squared resid	0.060384	Schwarz criterion	-4.438414	
Log likelihood	217.6082	Hannan-Quinn criter.	-4.470243	
F-statistic	891.2950	Durbin-Watson stat	0.518014	
Prob(F-statistic)	0.000000			

TABLE 45 – Régression par le temps, série 2012-2019

Dependent Variable : LDANONE2020

Method : Least Squares

Sample (adjusted) : 2012M01 2020M12

Included observations : 108 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.543043	0.007362	209.5883	0.0000
T	0.002261	0.000117	19.28217	0.0000
R-squared	0.778151	Mean dependent var	1.666267	
Adjusted R-squared	0.776058	S.D. dependent var	0.080279	
S.E. of regression	0.037990	Akaike info criterion	-3.684640	
Sum squared resid	0.152984	Schwarz criterion	-3.634971	
Log likelihood	200.9706	Hannan-Quinn criter.	-3.664501	
F-statistic	371.8019	Durbin-Watson stat	0.297705	
Prob(F-statistic)	0.000000			

TABLE 46 – Régression par le temps, 2012-2020

A.3.3 Estimation par LED

Sample : 2012M01 2019M12

Included observations : 96

Method : Double Exponential

Original Series : LDANONE2019SA

Forecast Series : LDANONE2019SA_LED

Parameters : Alpha	0.5760
Sum of Squared Residuals	0.032392
Root Mean Squared Error	0.018369
End of Period Levels : Mean	1.799834
Trend	-0.006103

TABLE 47 – Coefficients de lissage Exponentiel Double, 2012-2019

Sample : 2012M01 2020M12
 Included observations : 108
 Method : Double Exponential
 Original Series : LDANONE2020
 Forecast Series : LDANONE2020_LED

Parameters :	Alpha	0.4960
	Sum of Squared Residuals	0.054421
	Root Mean Squared Error	0.022448

End of Period Levels :	Mean	1.671105
	Trend	-0.005815

TABLE 48 – Coefficients de lissage Exponentiel Double, 2012-2020

A.3.4 Estimation par HW

Sample : 2012M01 2019M12
 Included observations : 96
 Method : Holt-Winters Additive Seasonal
 Original Series : LDANONE2019
 Forecast Series : LDANONE2019_HW

Parameters :	Alpha	0.9900
	Beta	0.0000
	Gamma	0.0000
	Sum of Squared Residuals	0.025160
	Root Mean Squared Error	0.016189

End of Period Levels :	Mean	1.801458
	Trend	0.002887
Seasonals :	2019M01	-0.014535
	2019M02	-0.016182
	2019M03	-0.003859
	2019M04	-0.002193
	2019M05	0.005826
	2019M06	0.013080
	2019M07	0.003726
	2019M08	0.014767
	2019M09	0.006806
	2019M10	-0.000549
	2019M11	-0.004899
	2019M12	-0.001987

TABLE 49 – Coefficients de Holt-Winter, 2012-2019

Sample : 2012M01 2020M12
 Included observations : 108
 Method : Holt-Winters No Seasonal
 Original Series : LDANONE2020
 Forecast Series : LDANONE2020_HW

Parameters :	Alpha	0.9500
	Beta	0.0000
Sum of Squared Residuals		0.045641
Root Mean Squared Error		0.020557
End of Period Levels :	Mean	1.684399
	Trend	0.003188

TABLE 50 – Cefficients de Holt-Winters, 2012-2020

A.3.5 Meilleurs méthodes

Evaluation statistics	
Forecast	RMSE
HW	17.16084
LED	6.118312
REG	15.55894

TABLE 51 – Meilleurs méthodes, 2012-2019

Evaluation statistics	
Forecast	RMSE
HW	3.699350
LED	10.89727
REG	10.72886

TABLE 52 – Meilleur méthodes, 2012-2020

A.4 Prédiction par Box-Jenkins

A.4.1 Test racine unitaire

Null Hypothesis : LDANONE2019SA has a unit root

Exogenous : Constant, Linear Trend

Bandwidth : 3 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel

	Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic	−3.873074	0.0169
Test critical values : 1% level	−4.057528	
5% level	−3.457808	
10% level	−3.154859	
*MacKinnon (1996) one-sided p-values.		
Residual variance (no correction)		0.000235
HAC corrected variance (Bartlett kernel)		0.000291

Phillips-Perron Test Equation

Dependent Variable : D(LDANONE2019SA)

Method : Least Squares

Sample (adjusted) : 2012M02 2019M12

Included observations : 95 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LDANONE2019SA(-1)	−0.241233	0.067951	−3.550101	0.0006
C	0.370441	0.103715	3.571723	0.0006
@TREND("2012M01")	0.000675	0.000197	3.430683	0.0009
R-squared	0.120637	Mean dependent var		0.002795
Adjusted R-squared	0.101520	S.D. dependent var		0.016429
S.E. of regression	0.015572	Akaike info criterion		−5.455558
Sum squared resid	0.022310	Schwarz criterion		−5.374909
Log likelihood	262.1390	Hannan-Quinn criter.		−5.422970
F-statistic	6.310598	Durbin-Watson stat		1.787306
Prob(F-statistic)	0.002702			

TABLE 53 – Phillips-Perron Modèle 3, 2012-2019

Null Hypothesis : LDANONE2020 has a unit root

Exogenous : Constant, Linear Trend

Bandwidth : 1 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel

	Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic	−2.316811	0.4210
Test critical values :		
1% level	−4.046072	
5% level	−3.452358	
10% level	−3.151673	

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

Residual variance (no correction)	0.000401
HAC corrected variance (Bartlett kernel)	0.000405

Phillips-Perron Test Equation

Dependent Variable : D(LDANONE2020)

Method : Least Squares

Sample (adjusted) : 2012M02 2020M12

Included observations : 107 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LDANONE2020(-1)	−0.123599	0.053776	−2.298416	0.0235
C	0.195620	0.082969	2.357753	0.0203
@TREND("2012M01")	0.000220	0.000140	1.572133	0.1190
R-squared	0.057741	Mean dependent var		0.001557
Adjusted R-squared	0.039621	S.D. dependent var		0.020716
S.E. of regression	0.020302	Akaike info criterion		−4.928595
Sum squared resid	0.042864	Schwarz criterion		−4.853656
Log likelihood	266.6798	Hannan-Quinn criter.		−4.898216
F-statistic	3.186544	Durbin-Watson stat		1.934630
Prob(F-statistic)	0.045378			

TABLE 54 – Phillips-Perron Modèle 3, 2012-2020

Null Hypothesis : LDANONE2020 has a unit root

Exogenous : Constant

Bandwidth : 3 (Newey-West automatic) using Bartlett kernel

	Adj. t-Stat	Prob.*
Phillips-Perron test statistic	−1.951494	0.3079
Test critical values : 1% level	−3.492523	
5% level	−2.888669	
10% level	−2.581313	

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

Residual variance (no correction)	0.000410
HAC corrected variance (Bartlett kernel)	0.000397

Phillips-Perron Test Equation

Dependent Variable : D(LDANONE2020)

Method : Least Squares

Sample (adjusted) : 2012M02 2020M12

Included observations : 107 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
LDANONE2020(-1)	−0.048304	0.024626	−1.961520	0.0525
C	0.082035	0.041076	1.997147	0.0484
R-squared	0.035348	Mean dependent var		0.001557
Adjusted R-squared	0.026161	S.D. dependent var		0.020716
S.E. of regression	0.020443	Akaike info criterion		−4.923799
Sum squared resid	0.043883	Schwarz criterion		−4.873840
Log likelihood	265.4233	Hannan-Quinn criter.		−4.903546
F-statistic	3.847562	Durbin-Watson stat		2.033254
Prob(F-statistic)	0.052466			

TABLE 55 – Phillips-Perron Modèle 2, 2012-2020

Hypothesis Testing for LDANONE2020

Sample : 2012M01 2020M12

Included observations : 108

Test of Hypothesis : Mean = 0.000000

Sample Mean = 1.666267

Sample Std. Dev. = 0.080279

Method	Value	Probability
t-statistic	215.7022	0.0000

TABLE 56 – Test de nullité de la moyenne, 2012-2020

BDS Test for DLDANONE2020

Sample : 2012M01 2020M12

Included observations : 108

Dimension	BDS Statistic	Std. Error	z-Statistic	Prob.	
2	−0.003598	0.007516	−0.478711	0.6321	
3	−0.015047	0.012034	−1.250409	0.2112	
4	−0.006605	0.014436	−0.457550	0.6473	
5	0.000205	0.015158	0.013541	0.9892	
6	−0.001619	0.014726	−0.109969	0.9124	
Raw epsilon		0.029465			
Pairs within epsilon		8097.000	V-Statistic	0.707223	
Triples within epsilon		660119.0	V-Statistic	0.538854	
Dimension	C(m,n)	c(m,n)	C(1,n-(m-1))	c(1,n-(m-1))	c(1,n-(m-1))^k
2	2835.000	0.509434	3986.000	0.716262	0.513032
3	2039.000	0.373443	3984.000	0.729670	0.388490
4	1458.000	0.272218	3892.000	0.726662	0.278823
5	1061.000	0.201980	3814.000	0.726061	0.201775
6	761.0000	0.147738	3752.000	0.728402	0.149358

TABLE 57 – Test BDS, 2019-2020

A.4.2 Identification et prévision

Dependent Variable : LDANONE2019SA

Method : ARMA Conditional Least Squares (BFGS / Marquardt steps)

Sample (adjusted) : 2012M02 2019M12

Included observations : 95 after adjustments

Failure to improve likelihood (non-zero gradients) after 3 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.525240	0.014226	107.2115	0.0000
T	0.002776	0.000241	11.49504	0.0000
AR(1)	0.758703	0.067954	11.16488	0.0000
R-squared	0.962965	Mean dependent var	1.661178	
Adjusted R-squared	0.962160	S.D. dependent var	0.080057	
S.E. of regression	0.015573	Akaike info criterion	-5.455458	
Sum squared resid	0.022312	Schwarz criterion	-5.374809	
Log likelihood	262.1342	Hannan-Quinn criter.	-5.422870	
F-statistic	1196.057	Durbin-Watson stat	1.787021	
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.76			

TABLE 58 – Estimation processus AR(1), 2012-2019

Sample: 2012M01 2019M12

Q-statistic probabilities adjusted for 1 ARMA term















































Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*	
		1	0.106	0.106	1.1207	
		2	0.087	0.076	1.8748	0.171
		3	0.020	0.004	1.9161	0.384
		4	-0.185	-0.198	5.4248	0.143
		5	-0.143	-0.114	7.5385	0.110
		6	-0.102	-0.049	8.6207	0.125
		7	-0.062	-0.019	9.0215	0.172
		8	0.124	0.125	10.666	0.154
		9	-0.037	-0.097	10.811	0.213
		10	0.016	-0.039	10.838	0.287
		11	-0.116	-0.160	12.319	0.264
		12	-0.246	-0.216	19.077	0.060
		13	-0.110	-0.065	20.442	0.059
		14	-0.142	-0.106	22.749	0.045
		15	0.030	0.030	22.855	0.063
		16	0.071	-0.053	23.441	0.075
		17	0.202	0.121	28.295	0.029
		18	-0.039	-0.222	28.476	0.040
		19	0.128	0.099	30.486	0.033
		20	0.022	0.013	30.548	0.045
		21	-0.087	-0.077	31.497	0.049
		22	0.030	0.056	31.615	0.064
		23	0.088	0.045	32.616	0.067
		24	-0.063	-0.125	33.139	0.079
		25	0.126	0.020	35.247	0.065

FIGURE 8 – Ljung-Box processus AR(1), 2012-2019

Heteroskedasticity Test : ARCH

F-statistic	1.728836	Prob. F(1,93)	0.1918
Obs*R-squared	1.733785	Prob. Chi-Square(1)	0.1879

Test Equation :

Dependent Variable : RESID^2

Method : Least Squares

Sample (adjusted) : 2012M02 2019M12

Included observations : 95 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.000267	$4.30E - 05$	6.194473	0.0000
RESID^2(-1)	-0.135110	0.102757	-1.314852	0.1918
R-squared	0.018250	Mean dependent var		0.000235
Adjusted R-squared	0.007694	S.D. dependent var		0.000349
S.E. of regression	0.000347	Akaike info criterion		-13.07163
Sum squared resid	$1.12E - 05$	Schwarz criterion		-13.01786
Log likelihood	622.9023	Hannan-Quinn criter.		-13.04990
F-statistic	1.728836	Durbin-Watson stat		1.947091
Prob(F-statistic)	0.191793			

TABLE 59 – ARCH processus AR(1), 2012-2019

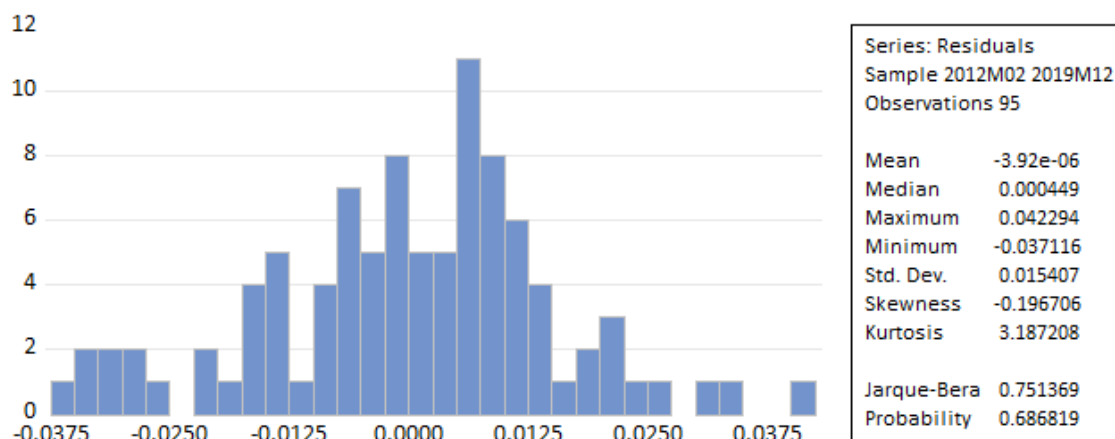


FIGURE 9 – Normalité AR(1), 2012-2019

Dependent Variable : LDANONE2019SA

Method : ARMA Conditional Least Squares (BFGS / Marquardt steps)

Sample (adjusted) : 2012M04 2019M12

Included observations : 93 after adjustments

Convergence achieved after 43 iterations

Coefficient covariance computed using outer product of gradients

MA Backcast : 2012M02 2012M03

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	1.525621	0.011785	129.4490	0.0000
T	0.002747	0.000203	13.55623	0.0000
AR(1)	1.721201	0.101214	17.00550	0.0000
AR(2)	-1.452569	0.153165	-9.483661	0.0000
AR(3)	0.462312	0.106371	4.346236	0.0000
MA(1)	-0.993814	0.035713	-27.82791	0.0000
MA(2)	0.945890	0.025661	36.86137	0.0000
R-squared	0.967042	Mean dependent var	1.663965	
Adjusted R-squared	0.964743	S.D. dependent var	0.078567	
S.E. of regression	0.014753	Akaike info criterion	-5.522515	
Sum squared resid	0.018717	Schwarz criterion	-5.331890	
Log likelihood	263.7970	Hannan-Quinn criter.	-5.445546	
F-statistic	420.5647	Durbin-Watson stat	1.903768	
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.59	.57+.68i	.57-.68i	
Inverted MA Roots	.50+.84i	.50-.84i		

TABLE 60 – Add your caption here.

Sample: 2012M01 2019M12
 Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms



















































Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob*
		1 0.548	0.548	29.775	
		2 0.081	-0.314	30.435	
		3 0.027	0.223	30.509	0.000
		4 -0.000	-0.176	30.509	0.000
		5 -0.150	-0.117	32.850	0.000
		6 -0.202	-0.031	37.099	0.000
		7 -0.068	0.076	37.587	0.000
		8 0.042	0.014	37.772	0.000
		9 -0.039	-0.127	37.938	0.000
		10 -0.126	-0.052	39.688	0.000
		11 -0.208	-0.245	44.456	0.000
		12 -0.268	-0.086	52.474	0.000
		13 -0.244	-0.062	59.200	0.000
		14 -0.159	-0.034	62.088	0.000
		15 0.002	0.107	62.089	0.000
		16 0.107	-0.049	63.431	0.000
		17 0.124	0.024	65.256	0.000
		18 0.094	-0.079	66.314	0.000
		19 0.125	0.147	68.218	0.000
		20 0.042	-0.197	68.435	0.000
		21 -0.029	0.127	68.542	0.000
		22 0.054	0.034	68.912	0.000
		23 0.081	-0.136	69.758	0.000
		24 -0.013	-0.038	69.780	0.000
		25 0.001	0.029	69.780	0.000

FIGURE 10 – Ljung-Box ARMA(3,2), 2012-2019

Heteroskedasticity Test : ARCH

F-statistic	0.194116	Prob. F(1,90)	0.6606
Obs*R-squared	0.198003	Prob. Chi-Square(1)	0.6563

Test Equation :

Dependent Variable : RESID^2

Method : Least Squares

Date : 04/03/24 Time : 23 :53

Sample (adjusted) : 2012M05 2019M12

Included observations : 92 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.000212	$3.97E - 05$	5.340546	0.0000
RESID^2(-1)	-0.046409	0.105334	-0.440587	0.6606
R-squared	0.002152	Mean dependent var		0.000203
Adjusted R-squared	-0.008935	S.D. dependent var		0.000320
S.E. of regression	0.000321	Akaike info criterion		-13.22807
Sum squared resid	$9.28E - 06$	Schwarz criterion		-13.17325
Log likelihood	610.4912	Hannan-Quinn criter.		-13.20594
F-statistic	0.194116	Durbin-Watson stat		1.975201
Prob(F-statistic)	0.660569			

TABLE 61 – ARCH ARMA(3,2) 2012-2019

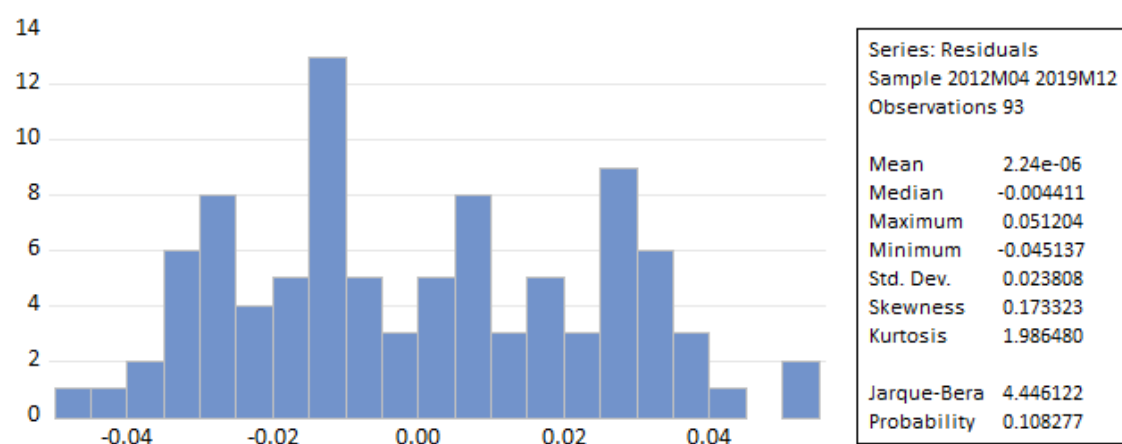


FIGURE 11 – Normalité ARMA(3,2), 2012-2019

A.5 Mai 2023**A.5.1 Analyse de la chronique**

Heteroskedasticity Test : ARCH

F-statistic	1098.327	Prob. F(1,87)	0.0000
Obs*R-squared	82.46763	Prob. Chi-Square(1)	0.0000

Test Equation :

Dependent Variable : RESID^2

Method : Least Squares

Sample (adjusted) : 1/03/2023 5/05/2023

Included observations : 89 after adjustments

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	$2.97E - 05$	$3.44E - 05$	0.861451	0.3914
RESID^2(-1)	0.976886	0.029477	33.14102	0.0000
R-squared	0.926603	Mean dependent var		0.000951
Adjusted R-squared	0.925759	S.D. dependent var		0.000705
S.E. of regression	0.000192	Akaike info criterion		-14.25614
Sum squared resid	$3.21E - 06$	Schwarz criterion		-14.20022
Log likelihood	636.3984	Hannan-Quinn criter.		-14.23360
F-statistic	1098.327	Durbin-Watson stat		1.741548
Prob(F-statistic)	0.000000			

TABLE 62 – ATest ARCH, Mai 2023

Semaine	Lundi	Mardi	Mercredi	Jeudi	Vendredi	$\{\bar{x}_{i.}\}$	$\{\sigma_{i.}\}$
1	1.6810	1.6840	1.6880	1.6890	1.6810	1.6850	0.0040
2	1.6770	1.6800	1.6820	1.6790	1.6820	1.6800	0.0020
3	1.6850	1.6850	1.6840	1.6860	1.6870	1.6860	0.0010
4	1.6870	1.6860	1.6830	1.6770	1.6800	1.6830	0.0040
5	1.6850	1.6870	1.6900	1.6890	1.6910	1.6880	0.0020
6	1.6890	1.6880	1.6880	1.6880	1.6860	1.6880	0.0010
7	1.6890	1.6900	1.7000	1.6990	1.7020	1.6960	0.0060
8	1.7040	1.7040	1.7230	1.7170	1.7160	1.7130	0.0090
9	1.7160	1.7120	1.7100	1.7150	1.7160	1.7140	0.0030
10	1.7130	1.7180	1.7220	1.7260	1.7260	1.7210	0.0050
11	1.7200	1.7220	1.7200	1.7260	1.7210	1.7220	0.0020
12	1.7250	1.7290	1.7350	1.7340	1.7360	1.7320	0.0050
13	1.7400	1.7390	1.7420	1.7380	1.7440	1.7410	0.0020
$\bar{x}_{.j}$	1.701	1.702	1.705	1.705	1.705	$\bar{x}_{..}$	$\sigma_{..}$
$\sigma_{.j}$	0.020	0.020	0.021	0.022	0.022	1.7040	0.0200

Semaine	Lundi	Mardi	Mercredi	Jeudi	Vendredi	$\{\bar{x}_{i.}\}$	$\{\sigma_{i.}\}$
21	1.766413	1.765445	1.759819	1.757092	1.75709222	1.7610	0.0040
$\bar{x}_{.j}$	1.7240	1.7250	1.7270	1.7270	1.7270		
$\sigma_{.j}$	0.0350	0.0350	0.0330	0.0330	0.0340	1.7260	0.0330

TABLE 63 – Buys-Ballot Juin 2023

Dependent Variable : σ_i .
 Method : Least Squares
 Sample : 1 18
 Included observations : 18

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
x_i .	-0.004887	0.015244	-0.320599	0.7527
C	0.011753	0.026216	0.448332	0.6599
R-squared	0.006383	Mean dependent var		0.003350
Adjusted R-squared	-0.055718	S.D. dependent var		0.001962
S.E. of regression	0.002016	Akaike info criterion		-9.470671
Sum squared resid	6.50E - 05	Schwarz criterion		-9.371741
Log likelihood	87.23604	Hannan-Quinn criter.		-9.457030
F-statistic	0.102784	Durbin-Watson stat		2.010396
Prob(F-statistic)	0.752664			

TABLE 64 – Détection Schéma de décomposition Mai 2023

A.5.2 Lissage double

Sample : 1/02/2023 5/05/2023
 Included observations : 90
 Method : Double Exponential
 Original Series : LDANONE2023SA
 Forecast Series : LDANONE2023SA_LED

Parameters :	Alpha	0.5200
	Sum of Squared Residuals	0.001505
	Root Mean Squared Error	0.004089
End of Period Levels :	Mean	1.766740
	Trend	0.000683

TABLE 65 – Coefficients de lissage Exponentiel Double Mai 2023

Sample : 1/02/2023 6/02/2023
 Included observations : 110
 Method : Double Exponential
 Original Series : LDANONE2023JUNE
 Forecast Series : LDANONE2023JUNE_LED

Parameters :	Alpha	0.4740
	Sum of Squared Residuals	0.002005
	Root Mean Squared Error	0.004269

End of Period Levels :	Mean	1.745977
	Trend	-0.001020

TABLE 66 – Coefficients de lissage Exponentiel Double, Juin 2023

Sample : 1/02/2023 5/05/2023
 Included observations : 90
 Method : Holt-Winters Additive Seasonal
 Original Series : LDANONE2023
 Forecast Series : LDANONE2023_HW

Parameters :	Alpha	0.9300
	Beta	0.0000
	Gamma	0.0000
	Sum of Squared Residuals	0.001162
	Root Mean Squared Error	0.003593

End of Period Levels :	Mean	1.766822
	Trend	0.000949
Seasonals :	5/01/2023	-0.000480
	5/02/2023	-0.000482
	5/03/2023	0.001420
	5/04/2023	-6.63E - 06
	5/05/2023	-0.000451

TABLE 67 – Coefficients de Holt-Winters Juin 2023

Sample : 1/02/2023 6/02/2023
 Included observations : 110
 Method : Holt-Winters No Seasonal
 Original Series : LDANONE2023JUNE
 Forecast Series : LDANONE2023JUNE_HW

Parameters :	Alpha	0.9700
	Beta	0.0000
Sum of Squared Residuals		0.001633
Root Mean Squared Error		0.003853
End of Period Levels :	Mean	1.748512
	Trend	0.000799

TABLE 68 – Coefficients de lissage de Holt-Winters, Mai 2023

A.5.3 Meilleur méthodes

Evaluation statistics

Forecast	RMSE
HW	4.732658
LED	4.078764

TABLE 69 – Meilleurs méthodes Mai 2023

Evaluation statistics

Forecast	RMSE
HW	2.163181
LED	0.808018

TABLE 70 – Meilleurs méthodes Juin 2023

Table des matières

1	Étude d'un choc financier endogène, la crise des subprimes	3
1.1	Présentation de la chronique	3
1.1.1	Choix des périodes	3
1.1.2	Analyse de la saisonnalité	4
1.2	Prévision par les méthodes traditionnelles	6
1.2.1	Analyse par la régression	6
1.2.2	Lissage exponentiel double	7
1.2.3	Lissage exponentiel par Holt et Winter	8
1.2.4	Meilleure méthode	9
1.3	Prévision par l'algorithme de Box et Jenkins	10
1.3.1	Test de racine unitaire	10
1.3.2	Identification, validation des processus et prévisions	14
1.4	Conclusion	15
2	Étude d'un choc exogène, la crise du COVID-19	16
2.1	Présentation de la chronique	16
2.1.1	Choix des périodes	16
2.1.2	Analyse de la saisonnalité	17
2.2	Prévision par les méthodes traditionnelles	18
2.2.1	Analyse par la régression	18
2.2.2	Lissage exponentiel double	19
2.2.3	Lissage exponentiel par Holt et Winter	20
2.2.4	Meilleure méthode	21
2.3	Prévision par l'algorithme de Box et Jenkins	22
2.3.1	Test de racine unitaire	22
2.3.2	Identification, validation des processus et prévisions	22
2.4	Conclusion	23
3	Projection des performances pour 2023	24
3.1	Contexte économique et financier actuel	24
3.1.1	Analyse macroéconomique	24
3.1.2	Aperçu financier	25
3.1.3	Analyse technique	27
3.2	Prévisions pour 2023	29
3.2.1	Analyse de la chronique	29
3.2.2	Lissage double	31
A	Annexe	36
A.1	Crise des subprimes	36
A.1.1	Analyse de la chronique	36
A.1.2	Estimation par régression	38
A.1.3	Estimation par LED	39
A.1.4	Estimation par HW	40
A.1.5	Meilleur méthode	41

A.2	Box-Jenkins	42
A.2.1	Test de Racine unitaire	42
A.2.2	Identification et prévisions	47
A.3	Crise du COVID	51
A.3.1	Analyse de la chronique	51
A.3.2	Estimation régression	54
A.3.3	Estimation par LED	55
A.3.4	Estimation par HW	56
A.3.5	Meilleures méthodes	57
A.4	Prévision par Box-Jenkins	58
A.4.1	Test racine unitaire	58
A.4.2	Identification et prévision	62
A.5	Mai 2023	68
A.5.1	Analyse de la chronique	68
A.5.2	Lissage double	70
A.5.3	Meilleure méthodes	72