



UNIVERSITÉ DE
MONTPELLIER

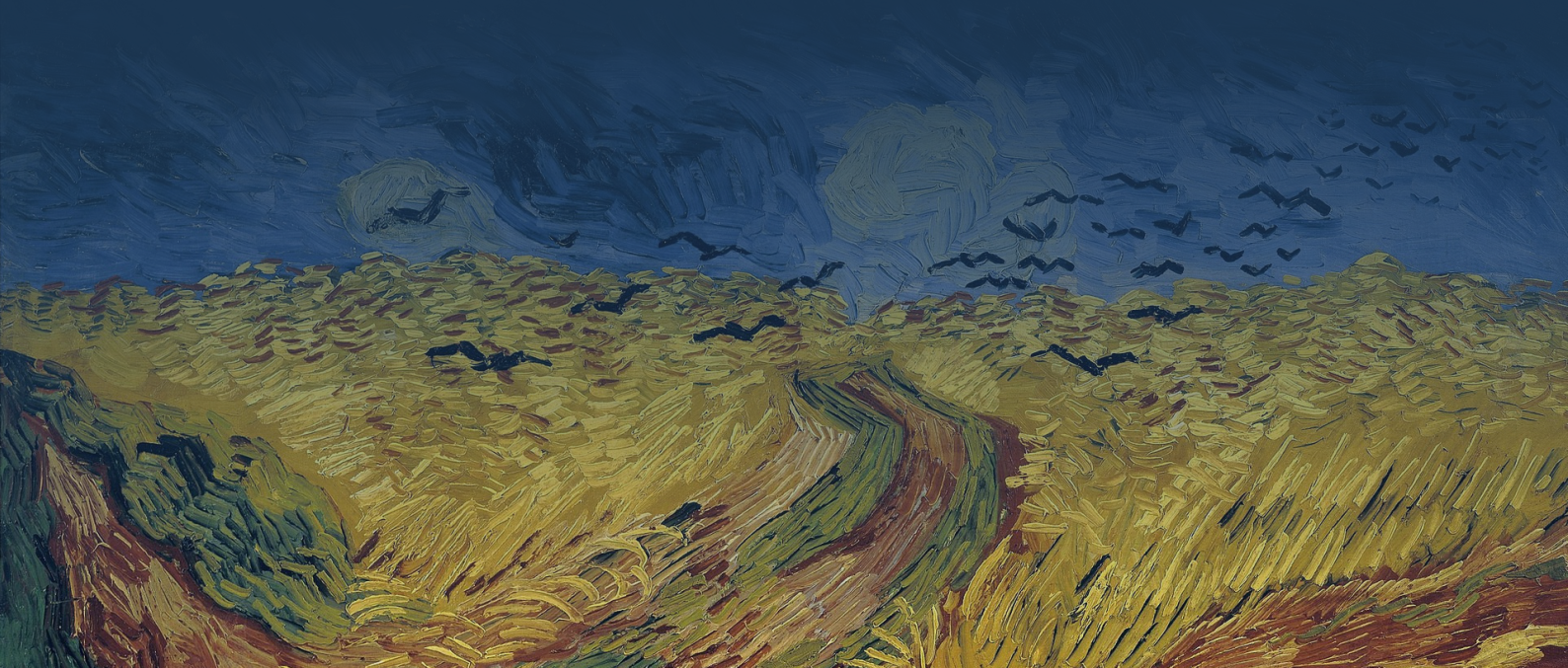


Projet d'économétrie appliquée

Comparaison de l'algorithme de Box et Jenkins aux
méthodes de prévision traditionnelles pour la prévision de
deux matières premières : le blé et le nickel

Mosse Joseph - Rubira Pierre
M1 - MBFA - ARB

Sous la direction de :
Seyte Françoise



Résumé

Sommaire

1	Analyse technique et macroéconomique du blé et du nickel	2
1.1	Présentation des deux matières premières	2
1.2	Analyse macroéconomique	2
1.3	Analyse technique	2
2	Analyse de la saisonnalité et de la tendance	3
2.1	Détection de saisonnalité et de tendance	3
2.1.1	Analyse graphique	3
2.1.2	Analyse de la variance et test de Fisher	4
2.2	Désaisonnalisation de l'échantillon 2016-2021 du nickel	6
2.2.1	Type de saisonnalité et sélection du schéma de décomposition . . .	6
2.2.2	Désaisonnalisation de l'échantillon par méthode Census	6
3	Prévision par les méthodes traditionnelles	8
3.1	Échantillon 2016-2019	8
3.1.1	Prévision pour 2020	8
3.1.2	Choix de la meilleure méthode	12
3.1.3	Prévision pour 2022	13
3.2	Échantillon 2016-2021	13
3.2.1	Prévision pour 2022	13
3.3	Prévision pour 2023	13
4	Prévision selon la méthodologie de Box & Jenkins	14
4.1	Présentation de la méthode	14
4.2	Test de racine unitaire	14
4.3	Identification des processus	14
4.4	Prévision pour 2023	14
A	Analyse des séries chronologiques	14
A.1	Stabilité de la variance	14
A.2	Analyse graphique	15
A.3	Analyse de la variance	16
A.3.1	Tableau de Buys-Ballot	16
A.3.2	ANOVA	16
A.4	Désaisonnalisation de l'échantillon (2016-2021) du Nickel	17
B	Prévision traditionnelle	19
B.1	Échantillon 2016-2019	19
B.1.1	Extrapolation d'une droite de tendance	19
B.1.2	Lissage exponentiel double	21
B.1.3	Lissage exponentiel de Holt-Winter	22

Introduction

1 Analyse technique et macroéconomique du blé et du nickel

1.1 Présentation des deux matières premières

1.2 Analyse macroéconomique

1.3 Analyse technique

2 Analyse de la saisonnalité et de la tendance

Les méthodes traditionnelles de prévision, reposent sur la décomposition des différentes composantes d'une série temporelle. Ici il s'agira donc ici d'analyser ces différentes composantes (c'est à dire la tendance et la saisonnalité).

Afin de pouvoir travailler sur la série, il est nécessaire de réduire les fluctuations importantes de la série. Pour cela des test ARCH sont fait sur les séries initiales afin de déterminer si il y a homoscédasticité dans la distribution. L'hypothèse nulle et alternative sont :

H_0 : Homoscédasticité

H_1 : Hétéroscédasticité

Statistique de test :

$$LM = n \times R^2 \sim \chi_{0,95}^2(p)$$

La statistique du multiplicateur de Lagrange est comparée au quantile à 95% de la distribution du khi-deux ayant pour degrés de liberté 41. Dans le cas suivant :

Table 1: Résultats du test ARCH

	2016 -2019		2016 -2021	
	Blé	Nickel	Blé	Nickel
LM	27,3072	21,4090	54,1014	49,9604
$\chi_{0,95}^2(7)$	14,067	14,067	14,067	

Ici, pour toutes les séries, la statistique LM est supérieur au seuil, l'hypothèse H_0 est rejetée au risque de 5%. Les cours du blé et du nickel présentent donc de l'hétéroscédasticité. Afin d'amoindrir ces fluctuations importantes, une transformation logarithmique est faite sur chacune des séries. Les séries transformées serviront donc pour le reste du travail.

2.1 Détection de saisonnalité et de tendance

2.1.1 Analyse graphique

Dans un premier temps, une étude intuitive peut être faite. Il s'agira donc ici d'analyser graphiquement chacune des chroniques afin de déterminer de façon préliminaire, si les cours du blé et du nickel sont sujet à de la saisonnalité, et/ou de la tendance.

Pour le cours du blé, il est possible de déceler légère une tendance a la hausse de 2016 à 2019. Cette tendance s'accroît si 2020 et 2021 sont inclus. Pour ce qui est de la saisonnalité, il semble impossible de déterminer que la série possède une quelconque saisonnalité (*figure ?? p. 15*).

Dans le cas du nickel, une tendance haussière se démarque (tout échantillon confondu). Quant à la saisonnalité, sur l'échantillon 2016-2019, la série ne semble pas saisonnière. Cependant sur l'échantillon 2016-2021, la série peut sembler saisonnière par périodes de

un an. (*figure ?? p. 15*).

Les deux séries semblent donc se comporter de manière similaire : faible tendance haussière, ainsi que non saisonnières.

2.1.2 Analyse de la variance et test de Fisher

Afin de confirmer les intuitions développées en 2.1 une analyse de la variance et le test de Fisher sur la tendance et de saisonnalité doivent être menés. La détection de la saisonnalité est essentielle, car les méthodes de prévision traditionnelles ne peuvent être que menées sur des séries non saisonnières ou bien désaisonnalisées.

L'analyse de la variance est basée sur les moyennes calculées dans le tableau de Buys Ballot. En effet afin d'analyser la saisonnalité, il reviendra à étudier l'influence du facteur colonne (variance des mois) et pour la tendance, l'influence du facteur ligne (variance des années). Après calculs (*Cf-A.3.2 p.16*), les différentes variances sont affichées dans le tableau ci-dessous.

Table 2: Analyse de la variance

Désignation	2016-2019		2016-2021	
	Blé	Nickel	Blé	Nickel
Variance période	0,0086	0,0129	0,0023	0,0243
Variance année	0,2746	0,3723	0,0661	0,6502
Variance résidus	0,0048	0,0286	0,0033	0,0098

Enfin grâce aux variances, le test de Fisher peut être effectué.

Test de Fisher de détection de saisonnalité

Il s'agira ici de tester l'influence du facteur colonne en comparant la variance période à la variance résiduelle, afin de déterminer si les séries sont saisonnières.

H_0 : Pas d'influence du facteur colonne (pas de saisonnalité)

H_1 : Influence du facteur colonne (saisonnalité)

Statistique de test pour un niveau $\alpha = 5\%$:

$$F_c = \frac{V_P}{V_R} \sim F_{0,95}((n-1), (n-1)(p-1))$$

Règle de décision : La statistique calculée (F_c) est ensuite comparée au quantile à 95% de la distribution F de Fisher avec comme degrés de liberté $(p-1)$ et $(n-1)(p-1)$, où n représente le nombre d'année et p le nombre de périodes. Si la statistique empirique est supérieure au quantile, alors H_0 est rejetée, la série est saisonnière. Après calculs :

Table 3: Test de Fisher (saisonnalité)

	2016 -2019		2016 -2021	
	Blé	Nickel	Blé	Nickel
F_c	0,6986	0,4505	1,7906	2,4772
$F_{0,95}$	2,0933	2,0933	1,9675	1,9675
ddl	(11;33)	(11;33)	(11;55)	(11;55)

Ici, les statistique calculée sont toutes inférieures au seuil, sauf pour l'échantillon (2016-2021) du nickel. Ainsi, l'hypothèse H_0 est acceptée au risque de 5% pour les deux échantillons du blé et pour l'échantillon (2016-2019) du nickel. En revanche elle est rejetée pour l'échantillon (2016-2021) du nickel.

Pour ses deux échantillons, la série du blé n'est donc pas saisonnière, il en est de même pour le premier échantillon de la série du nickel. Par contre, l'échantillon (2016-2021) du nickel est lui saisonnier, il faudra donc à la suite déterminer son type de saisonnalité (déterministe ou aléatoire), puis son type de schéma de décomposition (additif ou multiplicatif) et finalement désaisonnaliser la série afin de pouvoir utiliser les méthodes de prévision.

Test de Fisher de détection de tendance

De manière analogue, il revient à comparer la variance année à la variance résiduelle afin de déterminer si les séries possèdent une tendance.

H_0 : Pas d'influence du facteur ligne (pas de tendance)

H_1 : Influence du facteur ligne (tendance)

Statistique de test pour un niveau $\alpha = 5\%$:

$$F_c = \frac{V_A}{V_R} \sim F_{0,95}((p-1), (n-1)(p-1))$$

Règle de décision : Comme pour le test précédent, si la statistique calculée est supérieure au quantile à 95% de la distribution de Fisher ayant pour ddl : $(n-1)$ et $(n-1)(p-1)$, alors H_0 est rejetée, la série possède une tendance.

Table 4: Test de Fisher (tendance)

	2016 -2019		2016 -2021	
	Blé	Nickel	Blé	Nickel
F_c	20,1576	12,9965	56,8388	66,2263
$F_{0,95}$	2,8916	2,8916	2,3828	2,3828
ddl	(3;33)	(3;33)	(5;55)	(3;55)

Ici dans tous les cas, le Fisher empirique est supérieur au Fisher théorique, H_0 est rejetée au risque de 5% pour toutes les séries.

Les deux séries et leurs échantillons possèdent donc une tendance. Il à remarquer que la probabilité de rejeter H_0 est bien plus supérieure sur les échantillons (2016-2021) que sur les échantillons (2016-2019), cela confirme l'intuition dégagée de l'analyse graphique.

2.2 Désaisonnalisation de l'échantillon 2016-2021 du nickel

Comme vu précédemment l'échantillon (2016-2021) du Nickel possède de la saisonnalité, il est donc indispensable d'étudier, puis de corriger la saisonnalité.

2.2.1 Type de saisonnalité et sélection du schéma de décomposition

Dans un premier temps le type de saisonnalité doit être défini, en effet la saisonnalité peut être déterministe ou bien aléatoire. Pour cela chaque ligne du tableau de Buys-Ballot de l'échantillon concerné est classée par ordre croissant. De plus pour faciliter la lecture, chaque mois s'est vu attribué une couleur appartenant à un gradient rouge (*tableau A.11 p.17*). Il est donc rapidement possible de remarquer que la saisonnalité n'est pas répétitive, elle est donc aléatoire. Il faudra donc désaisonnaliser la série par méthode Census.

Il est par la suite nécessaire de selection le schéma de décomposition de la chronique, un test de Buys-Ballot est donc fait. Le test se base sur les résultats du tableau de Buys-ballot (*tableau ??*), le test consiste à tester la significativité de la pente du modèle suivant : $\sigma_i = \beta x_i + \alpha + \varepsilon_i$

Les hypothèses du test sont :

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

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

Statistique de test pour un niveau $\alpha = 5\%$:

$$t_c = \frac{\hat{\beta}}{\hat{\sigma}_{\hat{\beta}}} \sim t_{0,975}(n-2)$$

Règle de décision : Si la statistique calculée en valeur absolue est inférieure au quantile à 97,5% de la distribution bilatérale de Student avec comme degrés de liberté $n-2=4$. Après calculs (*tableau A.12 p. 18*) :

$$|t_c| = 0,7701$$

$$t_{0,975}(4) = 2,7764$$

Ici la statistique calculée est inférieure au Student lu dans la table de la distribution théorique, H_0 est donc rejetée au risque de 5%. Le schéma de décomposition de la série est un schéma additif. L'échantillon (2016-2021) du nickel peut être modélisé de la sorte : $x_t = E_t + S_t + R_t$.

2.2.2 Désaisonnalisation de l'échantillon par méthode Census

Maintenant que le type de saisonnalité, ainsi que le schéma de décomposition de la série sont connus, la série doit être corrigée des variations saisonnières. La désaisonnalisation

visé à supprimer la composante saisonnière sans impacter les autres composantes de la série. Ici, la saisonnalité étant aléatoire, la méthode Census est utilisée.

La première itération de la méthode Census, a été développée par l'économiste J.Shiskin alors qu'il était chercheur au Bureau of Census. La méthode a par la suite été largement améliorée au cours du temps, pour arriver aujourd'hui à la version X-13-ARIMA. Cette méthode consiste en une itération de moyennes mobiles permettant d'estimer les différentes composantes d'une série.

Ici la méthode X-13 est utilisée et les coefficients saisonniers sont calculés et soustraits à la série de base par le logiciel **EViews** (tableau ??). La série désaisonnalisée (SLNICKEL 21) sera donc utilisée pour le reste du travail.

3 Prédiction par les méthodes traditionnelles

Une fois que toutes les séries ont été amplement analysées, transformées, et si besoin, corrigées des variations saisonnières, il alors est possible d'appliquer des méthodes de prédiction traditionnelles. Le choix d'une méthode de prédiction dépend du caractère déterministe (ou aléatoire) de l'extra-saisonnalité et de la saisonnalité de la série à prévoir.

Dans le cadre de l'étude du cours du blé et du nickel, il a précédemment été montré que les deux échantillons du blé, ainsi que l'échantillon 2016-2019 du nickel ne présentaient pas de saisonnalité, pour ces séries là donc, seule la nature de la composante extra-saisonnière est à prendre en compte. Concernant cette dernière, elle est déterministe pour les trois séries citées étant donné qu'elles possèdent toutes une tendance. Dans ce cas là, en théorie la méthode de prédiction à utiliser serait l'extrapolation par une droite de tendance.

Concernant l'échantillon 2019-2021 du nickel, malgré une composante saisonnière aléatoire, ce dernier possède comme les autres échantillons, une tendance. La méthode de prédiction adéquate serait donc aussi l'extrapolation d'une droite de tendance.

Cependant, afin de ne mettre aucun élément d'analyse de côté, en plus de l'extrapolation, des méthodes de prédiction par lissage exponentiel de composantes seront utilisées. Parmi ces méthodes, le lissage exponentiel double (LED) et le lissage exponentiel de Holt-Winter sont choisis.

Avant de prédire le cours pour 2023, pour chacune des matières premières, deux prévisions seront faites. Une première, prévision pour 2020 (grâce à l'échantillon 2016-2019) et une seconde pour 2022 (grâce à l'échantillon 2016-2021). L'objectif étant de sélectionner la méthode de prédiction minimisant le critère de RMSE (Root-Mean-Squared Errors).

3.1 Échantillon 2016-2019

3.1.1 Prédiction pour 2020

Extrapolation d'une droite de tendance

La prédiction par extrapolation d'une droite est la méthode la plus adéquate pour estimer les tendances déterministes, elle consiste à modéliser la série par une droite. Cette droite s'écrit telle que :

$$x_t = \beta t + \alpha + \varepsilon_t$$

Où x_t est une série temporelle non saisonnière et t le temps. Par la suite, les paramètres $\hat{\alpha}$ et $\hat{\beta}$ sont estimés grâce à la méthode des MCO (Moindres Carrés Ordinaires). Avant de prévoir, il est nécessaire de procéder aux tests sur les paramètres de la régression afin de valider le modèle.

Le test est le même pour les deux séries :

$H_0 : \beta = 0$ Non significativité du paramètre

$H_1 : \beta \neq 0$ Significativité du paramètre

Statistique de test pour un niveau $\alpha = 5\%$:

$$t_c = \frac{\hat{\beta}}{\hat{\sigma}_{\hat{\beta}}} \sim t_{0,975}(n - k)$$

Règle de décision : la statistique de student calculée en valeur absolue est comparée au quantile à 97,5%, de la distribution bilatérale de Student avec comme degrés de liberté $48 - 2 = 46$. Si elle est inférieure alors la pente du modèle n'est pas significative, elle est en revanche significative si la statistique est supérieure au seuil.

Ici, les deux statistiques calculées (B.1 B.2) H_0 sont supérieures au seuil (1,96). H_0 est donc acceptée au risque de 5%, les pentes des deux modèles sont significatives. Il en est de même pour les constantes du modèle, la probabilité critique d'accepter l'hypothèse nulle étant 0. Les paramètres du modèles sont donc significatifs. Les valeurs pour 2020 du blé et du nickel peuvent être calculées en extrapolant les droites.

Le blé

Table 5: Prévision par extrapolation linéaire du cours du blé pour l'année 2020

Mois	Valeurs prévues	Valeurs empiriques
01-2020	192,49	191,00
02-2020	193,34	187,50
03-2020	194,20	196,25
04-2020	195,06	195,75
05-2020	195,92	188,25
06-2020	196,79	180,50
07-2020	197,66	182,75
08-2020	198,54	187,75
09-2020	199,41	197,75
10-2020	200,30	205,25
11-2020	201,18	210,25
12-2020	202,07	213,25

Les différents tests sur les résidus sont fait.

- Test de recherche d'autocorrelation : Test de Ljung-Box

H_0 : Absence d'autocorrélation à l'ordre h

H_1 : Autocorrélation à l'ordre h

Statistique de test pour un niveau $\alpha = 5\%$:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^h \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k} \sim \chi_{0,95}^2(h)$$

Règle de décision :

- Test d'homoscédasticité : Test ARCH

Lissage exponentiel double (LED)

Les techniques de lissage exponentiel ont été introduites par Holt et Brown. Un lissage exponentiel double consiste à effectuer deux lissages sur une série temporelle non saisonnière. Dans un premier temps donc il est nécessaire d'effectuer un lissage exponentiel simple (LES) sur la série. Le LES considère qu'une chronique peut être décrite comme une combinaison linéaire des valeurs passées pondérées par un poids qui décroît plus les observations sont anciennes.

Afin de matérialiser ce poids, une constante de lissage λ comprise entre 0 et 1 est utilisée. En fonction de sa valeur, λ donnera un poids plus ou moins important au passé. Si λ est proche de 0, alors la mémoire du phénomène est dite forte, la prévision dépend beaucoup des observations passées. En revanche, si la constante est proche de 1, alors la mémoire du phénomène est faible, le lissage est plus réactif aux observations récentes.

Dans le cas du blé et du nickel, le programme d'optimisation calcule $\lambda = 0,43$ pour le blé et $\lambda = 0,47$ pour le nickel. Les deux constantes sont proches de 0,45, cela veut dire que pour les deux séries, la prévision par lissage apportera très légèrement plus d'importance au passé que au présent.

Table 6: Prévision par LED de l'échantillon 2016-2019 du Blé

Mois	Valeurs prévues	Valeurs réelles
01-2020	189,45	191,00
02-2020	192,02	187,50
03-2020	194,64	196,25
04-2020	197,28	195,75
05-2020	199,97	188,25
06-2020	202,69	180,50
07-2020	205,45	182,75
08-2020	208,24	187,75
09-2020	211,07	197,75
10-2020	213,95	205,25
11-2020	216,86	210,25
12-2020	219,81	213,25

Table 7: Pr evision par LED de l' chantillon 2016-2019 du nickel

Mois	Valeurs pr�evues	Valeurs r�elles
01-2020	13817,13	12850
02-2020	13484,34	12255
03-2020	13159,58	11484
04-2020	12842,63	12192
05-2020	12533,32	12324
06-2020	12231,45	12805
07-2020	11936,86	13786
08-2020	11649,36	15367
09-2020	11368,79	14517
10-2020	11094,98	15156
11-2020	10827,75	16033
12-2020	10566,97	16613

Lissage exponentiel de Holt-Winter

La pr evision par lissage exponentiel de Holt-Winter est une m ethode de pr evision de s eries chronologiques saisonni eres. La m ethode consiste   effectuer un LED de Holt sur la partie non saisonni ere, c'est   dire la moyenne et la tendance, et un lissage exponentiel saisonnier sur la composante saisonnalit . Ici, les deux  chantillons du bl , ainsi que l' chantillon 2016-2019 du nickel  tant non saisonniers, la m ethode revient   un LED sur deux param tres pour ces  chantillons.

Comme pour le LED, les diff erentes constantes de lissage (α, β) sont calcul es via une minimisation de la somme des carr s des r sidus et sont trouv s dans le tableau ci dessous.

Table 8: Constantes de lissage de la m ethode HW

	Bl�	Nickel
α	0,78	0,89
β	0,00	0,00

Ainsi la pr evision pour 2020 peut  tre faite :

Table 9: Pr evision du cours du bl e en 2020 par lissage de Holt-Winter

Mois	Valeurs pr�evues	Valeurs r�eelles
01-2020	187,26	191,00
02-2020	186,99	187,50
03-2020	186,72	196,25
04-2020	186,46	195,75
05-2020	186,19	188,25
06-2020	185,93	180,50
07-2020	185,66	182,75
08-2020	185,40	187,75
09-2020	185,14	197,75
10-2020	184,87	205,25
11-2020	184,61	210,25
12-2020	184,35	213,25

Table 10: Pr evision du cours du nickel en 2020 par lissage de Holt-Winter

Mois	Valeurs pr�evues	Valeurs r�eelles
01-2020	14272,31	12850
02-2020	13306,19	12255
03-2020	11664,18	11484
04-2020	11825,33	12192
05-2020	12081,62	12324
06-2020	12792,85	12805
07-2020	13731,23	13786
08-2020	14456,35	15367
09-2020	14663,90	14517
10-2020	14916,73	15156
11-2020	14698,81	16033
12-2020	16106,49	16613

3.1.2 Choix de la meilleure m ethode

L'objectif du travail  tant de pr evoir la valeur de 2023, il est d esormais n ecessaire de s electionner la meilleure m ethode de pr evision. Pour ce faire, le crit ere de comparaison utilis e est le MSE (*Mean Squared Errors*), ce dernier est calcul e comme la moyenne des erreurs quadratiques.

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \hat{X}_i)$$

3.1.3 Pr vision pour 2022

3.2  chantillon 2016-2021

3.2.1 Pr vision pour 2022

Extrapolation d'une droite de tendance

Lissage exponentiel double (LED)

Lissage exponentiel triple (Holt Winter)

3.3 Pr vision pour 2023

4 Pr vision selon la m thodologie de Box & Jenkins

4.1 Pr sentation de la m thode

4.2 Test de racine unitaire

4.3 Identification des processus

4.4 Pr vision pour 2023

Conclusion

faire par sous p riodes

A Analyse des s ries chronologiques

A.1 Stabilit  de la variance

Table A.1: Test ARCH pour la s rie Bl 

Heteroskedasticity Test: ARCH		Echantillon	2016-2019
F-statistic	9.401617	Prob. F(7,33)	0.0000
Obs*R-squared	27.30724	Prob. Chi-Square(7)	0.0003
Heteroskedasticity Test: ARCH		Echantillon	2016-2021
F-statistic	40.42172	Prob. F(7,57)	0.0000
Obs*R-squared	54.10140	Prob. Chi-Square(7)	0.0000

Table A.2: Test ARCH pour la s rie Nickel

Heteroskedasticity Test: ARCH		Echantillon	2016-2019
F-statistic	5.151741	Prob. F(7,33)	0.0005
Obs*R-squared	21.40896	Prob. Chi-Square(7)	0.0032
Heteroskedasticity Test: ARCH		Echantillon	2016-2021
F-statistic	27.04986	Prob. F(7,57)	0.0000
Obs*R-squared	49.96036	Prob. Chi-Square(7)	0.0000

A.2 Analyse graphique

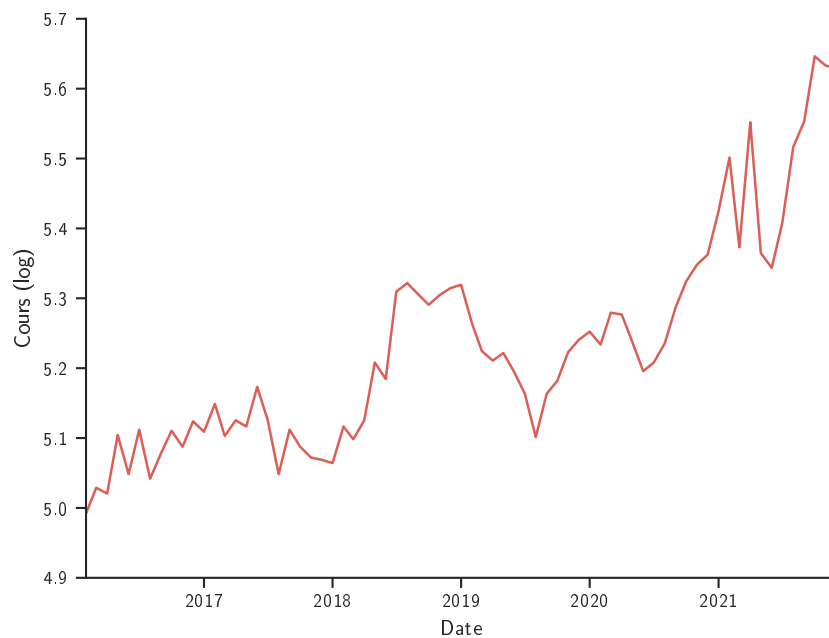


Figure A.1: Cours du blé (en logarithme)

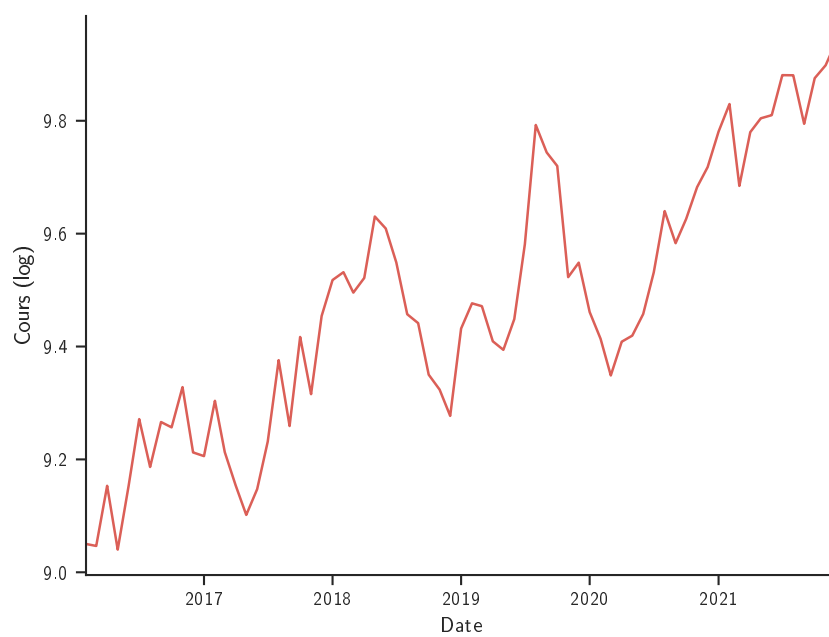


Figure A.2: Cours du nickel (en logarithme)

A.3 Analyse de la variance

A.3.1 Tableau de Buys-Ballot

	Jan.	Fév.	Mars	Avr.	Mai	Juin	Jui.	Août	Sep.	Oct.	Nov.	Déc.	$x_{i.}$	$\sigma_{i.}$
2016	5.0983	4.9921	5.0288	5.0206	5.1044	5.0483	5.1120	5.0418	5.0783	5.1105	5.0876	5.1240	5.0706	0.0428
2017	5.1090	5.1489	5.1029	5.1255	5.1165	5.1733	5.1255	5.0483	5.1120	5.0876	5.0720	5.0689	5.1075	0.0350
2018	5.0642	5.1165	5.0983	5.1255	5.2081	5.1846	5.3095	5.3218	5.3058	5.2908	5.3045	5.3144	5.2203	0.0986
2019	5.3193	5.2640	5.2244	5.2109	5.2217	5.1943	5.1634	5.1014	5.1634	5.1818	5.2231	5.2404	5.2090	0.0552
$x_{.j}$	5.1477	5.1304	5.1136	5.1206	5.1627	5.1501	5.1776	5.1283	5.1649	5.1677	5.1718	5.1869	$x_{..}$	$\sigma_{..}$
$\sigma_{.j}$	0.1160	0.1118	0.0813	0.0779	0.0608	0.0685	0.0906	0.1317	0.1003	0.0914	0.1115	0.1111	5.1519	0.0881

Table A.3: Tableau de Buys-Ballot du blé (échantillon 2016-2019)

	Jan.	Fév.	Mars	Avr.	Mai	Juin	Jui.	Août	Sep.	Oct.	Nov.	Déc.	$x_{i.}$	$\sigma_{i.}$
2016	5.0983	4.9921	5.0288	5.0206	5.1044	5.0483	5.1120	5.0418	5.0783	5.1105	5.0876	5.1240	5.0706	0.0428
2017	5.1090	5.1489	5.1029	5.1255	5.1165	5.1733	5.1255	5.0483	5.1120	5.0876	5.0720	5.0689	5.1075	0.0350
2018	5.0642	5.1165	5.0983	5.1255	5.2081	5.1846	5.3095	5.3218	5.3058	5.2908	5.3045	5.3144	5.2203	0.0986
2019	5.3193	5.2640	5.2244	5.2109	5.2217	5.1943	5.1634	5.1014	5.1634	5.1818	5.2231	5.2404	5.2090	0.0552
2020	5.4250	5.5013	5.3730	5.5520	5.3648	5.3435	5.4083	5.5164	5.5530	5.6463	5.6330	5.6294	5.4955	0.1105
2021	5.2338	5.2794	5.2768	5.2378	5.1957	5.2081	5.2351	5.2870	5.3242	5.3483	5.3625	5.4250	5.2845	0.0691
$x_{.j}$	5.2083	5.2170	5.1840	5.2120	5.2019	5.1920	5.2256	5.2194	5.2561	5.2775	5.2805	5.3003	$x_{..}$	$\sigma_{..}$
$\sigma_{.j}$	0.1433	0.1745	0.1296	0.1832	0.0936	0.0941	0.1160	0.1887	0.1768	0.2070	0.2076	0.2060	5.2312	0.1552

Table A.4: Tableau de Buys-Ballot du blé (échantillon 2016-2021)

	Jan.	Fév.	Mars	Avr.	Mai	Juin	Jui.	Août	Sep.	Oct.	Nov.	Déc.	$x_{i.}$	$\sigma_{i.}$
2016	9.0618	9.0502	9.0466	9.1532	9.0401	9.1532	9.2714	9.1866	9.2662	9.2567	9.3281	9.2123	9.1689	0.1013
2017	9.2058	9.3038	9.2128	9.1538	9.1016	9.1474	9.2316	9.3759	9.2591	9.4169	9.3156	9.4541	9.2649	0.1110
2018	9.5178	9.5317	9.4955	9.5215	9.6304	9.6091	9.5490	9.4572	9.4415	9.3501	9.3237	9.2771	9.4754	0.1105
2019	9.4319	9.4765	9.4715	9.4093	9.3941	9.4486	9.5812	9.7926	9.7439	9.7199	9.5230	9.5486	9.5451	0.1371
$x_{.j}$	9.3043	9.3406	9.3066	9.3094	9.2916	9.3396	9.4083	9.4530	9.4277	9.4359	9.3726	9.3730	$x_{..}$	$\sigma_{..}$
$\sigma_{.j}$	0.2084	0.2166	0.2154	0.1858	0.2736	0.2282	0.1822	0.2532	0.2271	0.2004	0.1004	0.1554	9.3636	0.1885

Table A.5: Tableau de Buys-Ballot du nickel (échantillon 2016-2019)

	Jan.	Fév.	Mars	Avr.	Mai	Juin	Jui.	Août	Sep.	Oct.	Nov.	Déc.	$x_{i.}$	$\sigma_{i.}$
2016	9.0618	9.0502	9.0466	9.1532	9.0401	9.1532	9.2714	9.1866	9.2662	9.2567	9.3281	9.2123	9.1689	0.1013
2017	9.2058	9.3038	9.2128	9.1538	9.1016	9.1474	9.2316	9.3759	9.2591	9.4169	9.3156	9.4541	9.2649	0.1110
2018	9.5178	9.5317	9.4955	9.5215	9.6304	9.6091	9.5490	9.4572	9.4415	9.3501	9.3237	9.2771	9.4754	0.1105
2019	9.4319	9.4765	9.4715	9.4093	9.3941	9.4486	9.5812	9.7926	9.7439	9.7199	9.5230	9.5486	9.5451	0.1371
2020	9.4611	9.4137	9.3487	9.4085	9.4193	9.4576	9.5314	9.6400	9.5831	9.6262	9.6824	9.7179	9.5242	0.1227
2021	9.7808	9.8297	9.6846	9.7798	9.8044	9.8099	9.8808	9.8806	9.7946	9.8755	9.8983	9.9406	9.8300	0.0691
$x_{.j}$	9.4099	9.4343	9.3766	9.4044	9.3983	9.4376	9.5076	9.5555	9.5147	9.5409	9.5118	9.5251	$x_{..}$	$\sigma_{..}$
$\sigma_{.j}$	0.2510	0.2579	0.2256	0.2369	0.2951	0.2583	0.2362	0.2635	0.2315	0.2382	0.2393	0.2738	9.4681	0.2371

Table A.6: Tableau de Buys-Ballot du nickel (échantillon 2016-2021)

A.3.2 ANOVA

Somme des carrés	Degrés de liberté	Désignation	Variance
0.0252	11	Variance période	0.0023
0.1984	3	Variance année	0.0661
0.1082	33	Variance résidu	0.0033

Table A.7: Tableau d'analyse de la variance du blé (2016-2019)

Somme des carrés	Degrés de liberté	Désignation	Variance
0.0951	11	Variance période	0.0086
1.3728	5	Variance année	0.2746
0.2657	55	Variance résidu	0.0048

Table A.8: Tableau d'analyse de la variance du blé (2016-2021)

Somme des carrés	Degrés de liberté	Désignation	Variance
0.1420	11	Variance période	0.0129
1.1170	3	Variance année	0.3723
0.9454	33	Variance résidu	0.0286

Table A.9: Tableau d'analyse de la variance du nickel (2016-2019)

Somme des carrés	Degrés de liberté	Désignation	Variance
0.2675	11	Variance période	0.0243
3.2508	5	Variance année	0.6502
0.5399	55	Variance Résidus	0.0098

Table A.10: Tableau d'analyse de la variance du nickel (2016-2021)

A.4 Désaisonnalisation de l'échantillon (2016-2021) du Nickel

Table A.11: Tableau de Buys-Ballot classé du Nickel (2019-2021)

2016	Mai	Mars	Fev.	Jan.	Avr.	Juin	Aout	Dec.	Oct.	Sep.	Jui.	Nov.
2017	Mai	Juin	Avr.	Jan.	Mars	Jui.	Sep.	Fev.	Nov.	Aout	Oct.	Dec.
2018	Dec.	Nov.	Oct.	Sep.	Aout	Mars	Jan.	Avr.	Fev.	Jui.	Juin	Mai
2019	Mai	Avr.	Jan.	Juin	Mars	Fev.	Nov.	Dec.	Jui.	Oct.	Sep.	Aout
2020	Mars	Avr.	Fev.	Mai	Juin	Jan.	Jui.	Sep.	Oct.	Aout	Nov.	Dec.
2021	Mars	Avr.	Jan.	Sep.	Mai	Juin	Fev.	Oct.	Aout	Jui.	Nov.	Dec.

Table A.12: Estimation par les MCO du test de Buys-Ballot sur le Nickel (2019-2021)

Dependent Variable: σ_i .				
Method: Least Squares				
Included observations: 6				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
x_i	-0.035433	0.046008	-0.770138	0.4842
C	0.444098	0.435722	1.019224	0.3657
R-squared	0.129131	Mean dependent var		0.108617
Adjusted R-squared	-0.088586	S.D. dependent var		0.022952
S.E. of regression	0.023947	Akaike info criterion		-4.364743
Sum squared resid	0.002294	Schwarz criterion		-4.434157
Log likelihood	15.09423	Hannan-Quinn criter.		-4.642611
F-statistic	0.593113	Durbin-Watson stat		1.361545
Prob(F-statistic)	0.484180			

Table A.13: Coefficients saisonniers prévisionnels pour 2022 du nickel

D 10.A Final seasonal component forecasts						
From 2022.Jan to 2022.Dec						
Observations	12					
Jan Jul	Feb Aug	Mar Sep	Apr Oct	May Nov	Jun Dec	AVGE
100.1	100.2	99.3	99.5	99.4	99.8	
100.4	101	100.2	100.4	99.9	100.1	100

B Pr vision traditionnelle

B.1  chantillon 2016-2019

B.1.1 Extrapolation d'une droite de tendance

Table B.1: Estimation par les MCO de l' chantillon 2016-2019 du bl 

Dependent Variable: LBLE_19				
Method: Least Squares				
Sample: 2016M01 2019M12				
Included observations: 48				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
@TREND	0.004416	0.000674	6.548293	0.0000
C	5.048073	0.018398	274.3878	0.0000
R-squared	0.482449	Mean dependent var		5.151855
Adjusted R-squared	0.471198	S.D. dependent var		0.089014
S.E. of regression	0.064730	Akaike info criterion		-2.596423
Sum squared resid	0.192736	Schwarz criterion		-2.518457
Log likelihood	64.31416	Hannan-Quinn criter.		-2.566960
F-statistic	42.88014	Durbin-Watson stat		0.524474
Prob(F-statistic)	0.000000			

Table B.2: Estimation par les MCO de l' chantillon 2016-2019 du nickel

Dependent Variable: LNICHEL_19				
Method: Least Squares				
Sample: 2016M01 2019M12				
Included observations: 48				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
@TREND	0.011137	0.001153	9.657298	0.0000
C	9.101828	0.031460	289.3131	0.0000
R-squared	0.669691	Mean dependent var		9.363555
Adjusted R-squared	0.662510	S.D. dependent var		0.190534
S.E. of regression	0.110688	Akaike info criterion		-1.523421
Sum squared resid	0.563589	Schwarz criterion		-1.445454
Log likelihood	38.56209	Hannan-Quinn criter.		-1.493957
F-statistic	93.26340	Durbin-Watson stat		0.674312
Prob(F-statistic)	0.000000			

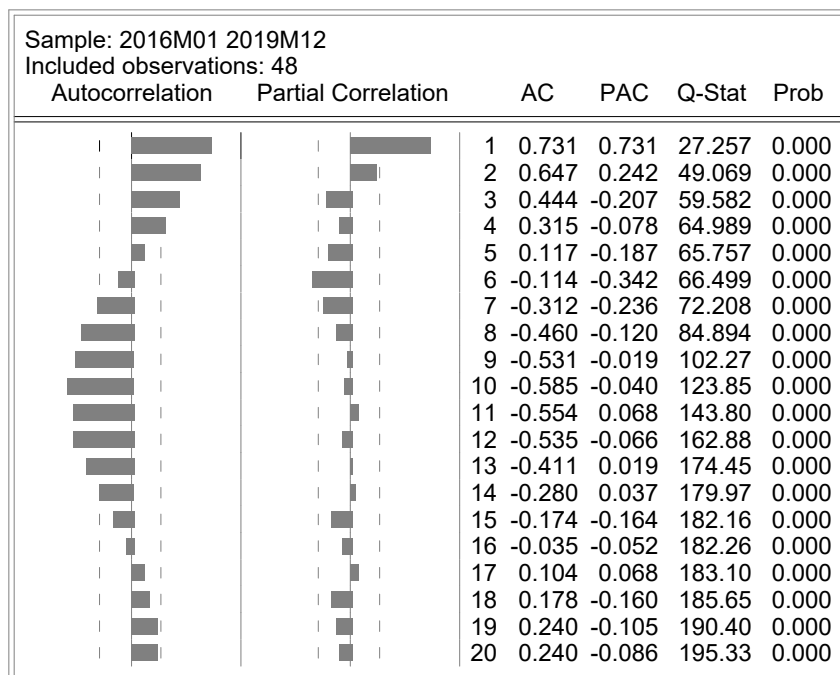


Figure B.1: Corrélogramme des résidus des MCO de l'échantillon 2016-2019 du blé

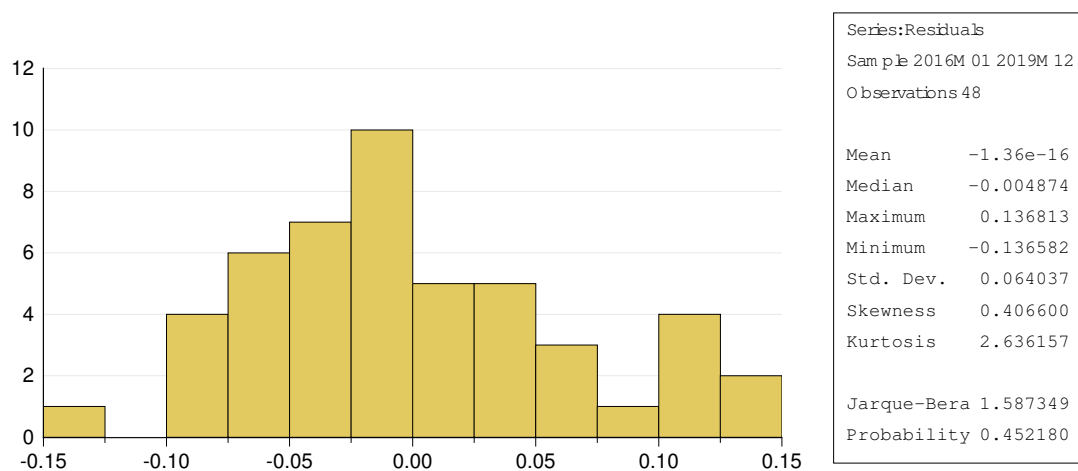


Figure B.2: Histogramme des résidus des MCO de l'échantillon 2016-2019 du blé

Table B.3: Test ARCH sur les résidus des MCO de l'échantillon 2016-2019 du blé

Heteroskedasticity Test: ARCH			
F-statistic	3.103962	Prob. F(7,33)	0.0125
Obs*R-squared	16.27762	Prob. Chi-Square(7)	0.0227
Test Equation:			
Dependent Variable: RESID^2			
Method: Least Squares			
Sample (adjusted): 2016M08 2019M12			
Included observations: 41 after adjustments			

B.1.2 Lissage exponentiel double

Table B.4: Constante de lissage LED blé (2016-2019)

Sample: 2016M01 2019M12		
Included observations: 48		
Method: Double Exponential		
Original Series: LBLE_19		
Forecast Series: LBLE_19_LED		
Parameters:	Alpha	0.4280
Sum of Squared Residuals		0.104149
Root Mean Squared Error		0.046581

Table B.5: Constante de lissage LED nickel (2016-2019)

Sample: 2016M01 2019M12		
Included observations: 48		
Method: Double Exponential		
Original Series: LNICHEL_19		
Forecast Series: LNICHEL_19_LED		
Parameters:	Alpha	0.4700
Sum of Squared Residuals		0.467077
Root Mean Squared Error		0.098645

B.1.3 Lissage exponentiel de Holt-Winter

Table B.6: Constantes de lissage HW blé (2016-2019)

Sample: 2016M01 2019M12		
Included observations: 48		
Method: Holt-Winters No Seasonal		
Original Series: LBLE_19		
Forecast Series: LBLE_19_HW		
Parameters:	Alpha	0.7800
	Beta	0.0000
Sum of Squared Residuals		0.095621
Root Mean Squared Error		0.044633

Table B.7: Constantes de lissage HW nickel (2016-2019)

Sample: 2016M01 2019M12		
Included observations: 48		
Method: Holt-Winters No Seasonal		
Original Series: LNICHEL_19		
Forecast Series: LNICHEL_19_HW		
Parameters:	Alpha	0.8900
	Beta	0.0000
Sum of Squared Residuals		0.378752
Root Mean Squared Error		0.088829