



UNIVERSITÉ DE
MONTPELLIER

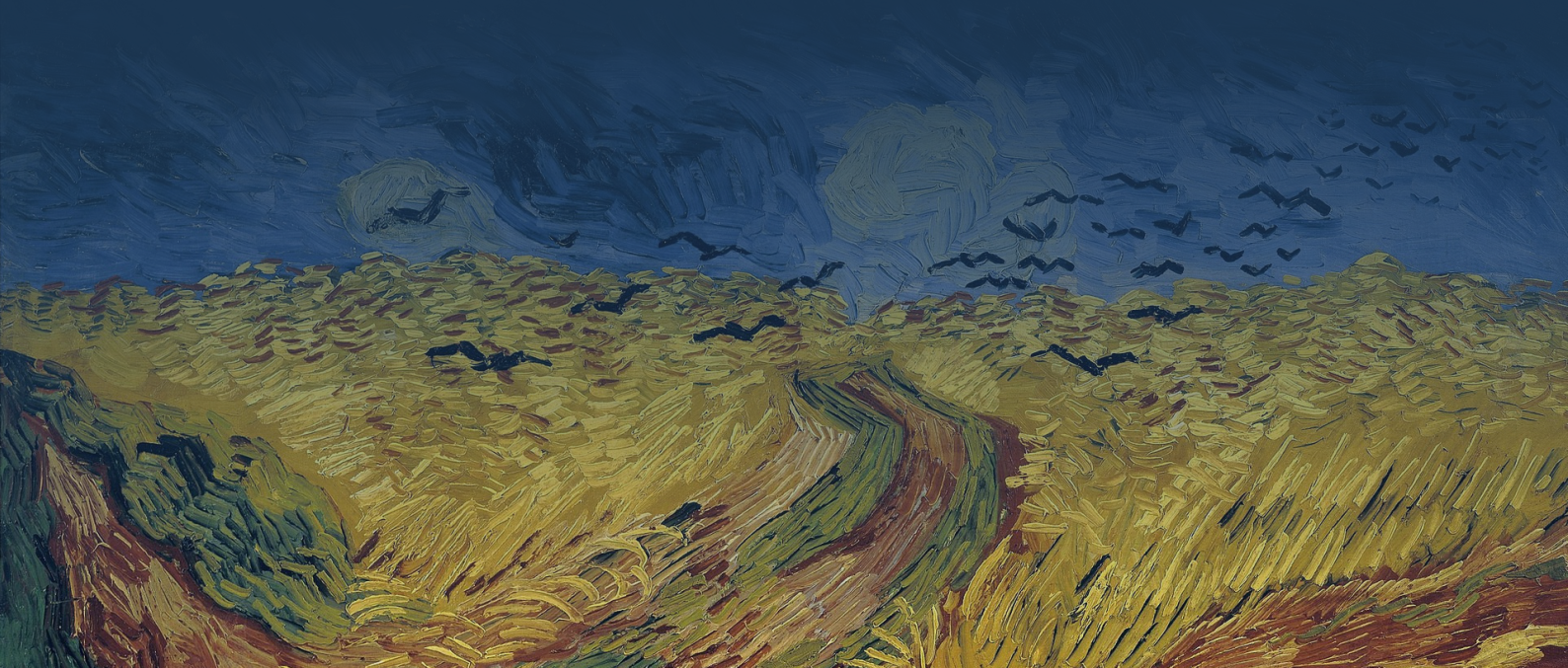


Projet d'économétrie appliquée

Prévision des cours du blé et du nickel

Mosse Joseph - Rubira Pierre
M1 - MBFA - ARB

Sous la direction de :
Seyte Françoise



Résumé

Sommaire

1	Analyse macroéconomique du blé et du nickel	2
1.1	Le blé	2
1.2	Le nickel	2
2	Analyse des séries chronologiques	3
2.1	Stabilité de la variance	3
2.2	Analyse graphique et tableau de Buys-Ballot	3
2.3	Analyse de la variance	4
2.3.1	Test de Fisher de détection de saisonnalité	4
2.3.2	Test de Fisher de détection de tendance	5
2.4	Analyse de la saisonnalité de l'échantillon (2016-2021) du nickel	6
2.4.1	Type de saisonnalité et sélection du schéma de décomposition	6
2.4.2	Désaisonnalisation de l'échantillon par méthode Census	7
3	Prévision par le méthodes traditionnelles	8
3.1	Prévision pour 2020	9
3.1.1	Extrapolation d'une droite de tendance	9
3.1.2	Lissage exponentiel double (LED)	9
3.1.3	Lissage exponentiel triple (Holt Winter)	9
3.2	Prévision pour 2022	9
3.2.1	Extrapolation d'une droite de tendance	9
3.2.2	Lissage exponentiel double (LED)	9
3.2.3	Lissage exponentiel triple (Holt Winter)	9
3.3	Classification des méthodes	9
3.3.1	Blé	9
3.3.2	Nickel	9
3.4	Prévision pour 2023	9
3.4.1	Blé	9
3.4.2	Nickel	9
4	Prévision selon la méthodologie de Box & Jenkins	10
4.1	Présentation de la méthode	10
4.2	Test de racine unitaire	10
4.3	Identification des processus	10
4.4	Tests de validité	10
4.4.1	Significativité des paramètres	10
4.4.2	Tests sur les résidus	10
4.5	Prévision pour 2023	10
A	Analyse des séries chronologiques	10
A.1	Stabilité de la variance	10
A.2	Analyse graphique	11
A.3	Analyse de la variance	12

A.3.1	Tableau de Buys-Ballot	12
A.3.2	ANOVA	13
A.3.3	test	14

Introduction

1 Analyse macroéconomique du blé et du nickel

1.1 Le blé

1.2 Le nickel

2 Analyse des séries chronologiques

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).

2.1 Stabilité de la variance

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 :

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

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
$\chi^2_{0,95}(7)$	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'amoinrir ces fluctuations importantes, une transformation logarithmique est faite sur chacune des séries. Les séries transformées serviront donc pour le reste du travail.

2.2 Analyse graphique et tableau de Buys-Ballot

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 A.2 p. 11*).

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 A.2 p. 11*).

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

2.3 Analyse de la variance

Afin de confirmer les intuitions développées en 2.2 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.13*), 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 grace aux variances, le test de Fisher peut être effectué.

2.3.1 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 $\alpha = 5\%$:

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

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.

2.3.2 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 $\alpha = 5\%$:

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

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.

2.4 Analyse de la saisonnalité 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.

2.4.1 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.14*). 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 A.3.1*), 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 $\alpha = 5\%$:

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

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. 14*) :

$$|t_c| = 0,7701$$

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

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 : $x_t = E_t + S_t + R_t$.

2.4.2 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 vise 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 A.13). 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 Pr vision pour 2020

3.1.1 Extrapolation d'une droite de tendance

3.1.2 Lissage exponentiel double (LED)

3.1.3 Lissage exponentiel triple (Holt Winter)

3.2 Pr vision pour 2022

3.2.1 Extrapolation d'une droite de tendance

3.2.2 Lissage exponentiel double (LED)

3.2.3 Lissage exponentiel triple (Holt Winter)

3.3 Classification des m thodes

3.3.1 Bl 

3.3.2 Nickel

3.4 Pr vision pour 2023

3.4.1 Bl 

3.4.2 Nickel

4 Prévision selon la méthodologie de Box & Jenkins

4.1 Présentation de la méthode

4.2 Test de racine unitaire

4.3 Identification des processus

4.4 Tests de validité

4.4.1 Significativité des paramètres

4.4.2 Tests sur les résidus

4.5 Prévision pour 2023

Conclusion

faire par sous périodes

A Analyse des séries chronologiques

A.1 Stabilité de la variance

Table A.1: Test ARCH pour la série Blé

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 série 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

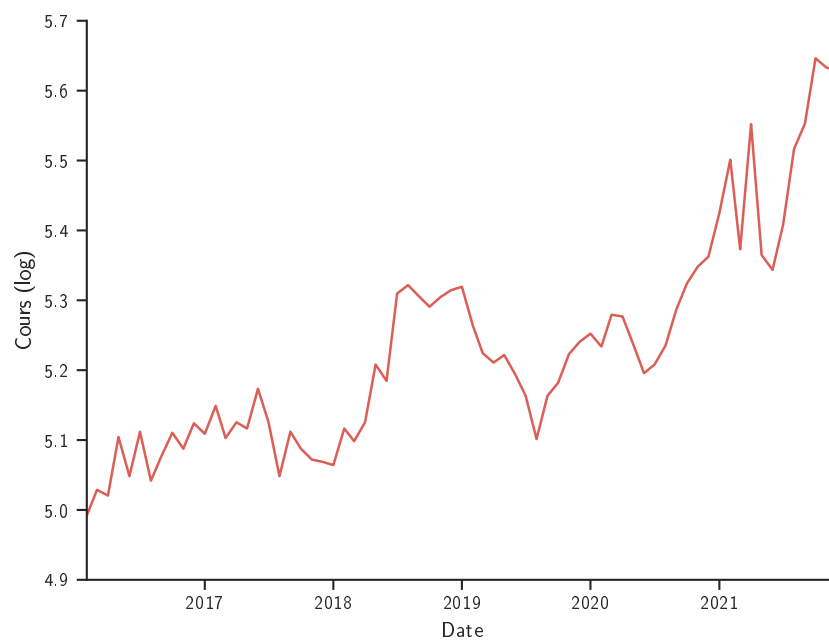


Figure A.1: Cours du blé (en logarithme)

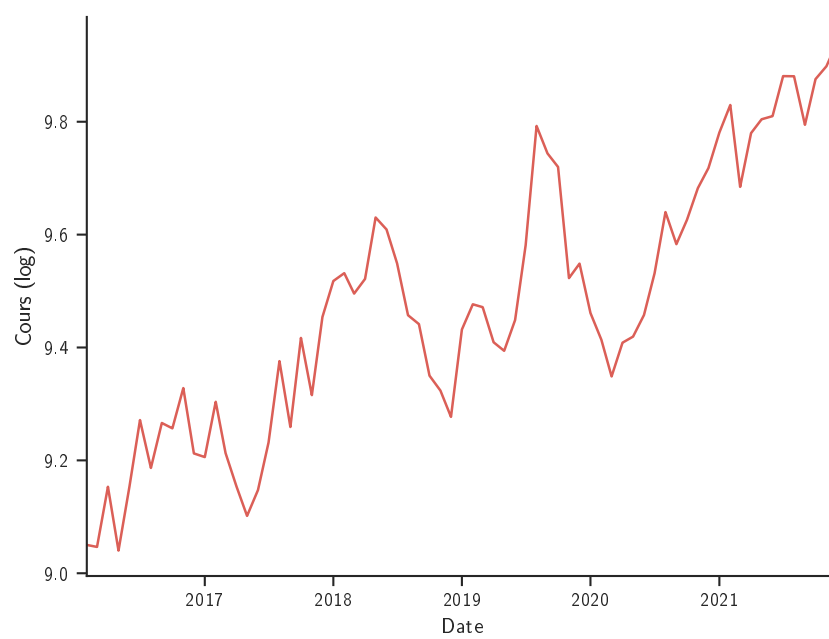


Figure A.2: Cours du nickel (en logarithme)

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	σ_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	$x_{..}$	$\sigma_{..}$
σ_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	σ_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	$x_{..}$	$\sigma_{..}$
σ_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	σ_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	$x_{..}$	$\sigma_{..}$
σ_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	σ_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	$x_{..}$	$\sigma_{..}$
σ_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.3.3 test

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: test

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: Désaisonnalisation de l'échantillon (2016-2021) du nickel

Mois	SLNICKEL 21	Coef. Saisonniers
janv.-16	9.045380497	0.016459867
févr.-16	9.020170857	0.030000763
mars-16	9.077910018	-0.031265739
avr.-16	9.180253373	-0.027012593
mai-16	9.121506273	-0.081361278
juin-16	9.177132026	-0.023891246
juil.-16	9.236124775	0.035310696
août-16	9.098502646	0.088057197
sept.-16	9.247863637	0.018384367
oct.-16	9.220768842	0.035977903
nov.-16	9.370496155	-0.042372747
déc.-16	9.220161588	-0.007823213
janv.-17	9.191192998	0.014637218
févr.-17	9.277891412	0.025939303
mars-17	9.259660233	-0.046822981
avr.-17	9.187336064	-0.033566044
mai-17	9.17314048	-0.071499525
juin-17	9.170706445	-0.023305873
juil.-17	9.193997345	0.037615162
août-17	9.2873133	0.08854151
sept.-17	9.244395182	0.014735354
oct.-17	9.381937112	0.035010843
nov.-17	9.345345824	-0.029744941
déc.-17	9.455504307	-0.00143375
janv.-18	9.50538207	0.012443002
févr.-18	9.507795671	0.0239033
mars-18	9.544411525	-0.048892211
avr.-18	9.557139129	-0.035644328
mai-18	9.703230596	-0.072864965
juin-18	9.632785468	-0.023668976
juil.-18	9.511338011	0.037615162
août-18	9.36865894	0.08854151
sept.-18	9.426716739	0.014735354
oct.-18	9.315091471	0.035010843
nov.-18	9.353413998	-0.029744941
déc.-18	9.278497754	-0.00143375
janv.-19	9.41943964	0.012443002
févr.-19	9.452640113	0.0239033
mars-19	9.52036532	-0.048892211
avr.-19	9.444917523	-0.035644328
mai-19	9.466942558	-0.072864965
juin-19	9.472238537	-0.023668976
juil.-19	9.543598873	0.037615162
août-19	9.704014482	0.08854151
sept.-19	9.729170129	0.014735354
oct.-19	9.684854307	0.035010843
nov.-19	9.552703871	-0.029744941
déc.-19	9.55003048	-0.00143375
janv.-20	9.448656088	0.012443002
févr.-20	9.389785996	0.0239033
mars-20	9.397602252	-0.048892211
avr.-20	9.444179606	-0.035644328
mai-20	9.492168825	-0.072864965
juin-20	9.481259975	-0.023668976
juil.-20	9.493651985	0.037756878
août-20	9.550962367	0.089015265
sept.-20	9.567116157	0.015959498
oct.-20	9.588917122	0.03723465
nov.-20	9.70983244	-0.027428063
déc.-20	9.717481131	0.000459669
janv.-21	9.769977401	0.010833914
févr.-21	9.80867293	0.021006605
mars-21	9.745439769	-0.060854774
avr.-21	9.824791254	-0.044941342
mai-21	9.868313859	-0.063928668
juin-21	9.831911885	-0.021966077
juil.-21	9.842775738	0.038057124
août-21	9.789859969	0.090717132
sept.-21	9.77768249	0.016882655
oct.-21	9.837507393	0.037992123
nov.-21	9.916128792	-0.017804546
déc.-21	9.935984799	0.004654019