

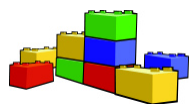
Chapitre 9, exercice 2

Instructions pour étudier la série CHAMPC du répertoire CH09EX02

Le répertoire CH09EX02 comporte un exercice de base destiné à tous les apprenants.

Exercice de base (Pour tous les utilisateurs du cours)

Préalable Le chapitre 9 du cours doit avoir été suivi jusqu'à la page 22.



Objectif Le but est d'essayer de modéliser la série de manière similaire à celle du produit intérieur brut de l'Italie.



Données Il s'agit des ventes mensuelles de champagne en France entre janvier 1962 et septembre 1970, en millions de bouteilles (Wheelwright et Makridakis, 1977).



La série a déjà été utilisée dans le chapitre 4, exercices 2 et 3, dans le chapitre 5, exercices 6 à 10, dans le chapitre 6, exercice 5, et dans le chapitre 8, exercice 3. Nous l'emploierons encore dans plusieurs chapitres du cours.

Structure de l'exercice

L'exercice comporte trois parties :

- Dans la partie 1, le but est d'essayer de modéliser la série de manière similaire à celle du produit intérieur brut de l'Italie, c'est-à-dire d'appliquer une combinaison de différence (ou différence ordinaire) et de différence saisonnière et d'examiner les autocorrélations. On souhaiterait trouver un comportement de bruit blanc, ce qui permettrait de calculer directement des prévisions.
- Dans la partie 2, le but est d'essayer de modéliser de façon similaire la série des logarithmes des ventes de champagne.
- Dans la partie 3, le but est d'essayer de modéliser de façon similaire la série des ventes de champagne élevée à un certain exposant.

Partie 1

Rappelons que dans le chapitre 4, exercices 2 et 3, nous avons appliqué des moyennes mobiles de différents ordres sur la série de ventes de champagne.

Dans le chapitre 5, exercices 6 à 10, nous avons employé les méthodes de décomposition de la série, d'une part à l'aide des méthodes élémentaires (exercices 6 à 9), d'autre part à l'aide de la méthode Census X-11 (exercice 10).

Nous avons employé le modèle multiplicatif (exercice 6, 9 et 10) mais aussi un modèle additif (exercice 7) et un modèle additif sur les données transformées en logarithmes (exercice 8).

Le modèle additif ne s'est pas avéré très satisfaisant. Le modèle additif sur les données transformées en logarithmes a donné des résultats très proches du modèle multiplicatif.

Dans le chapitre 6, exercice 5, nous avons employé des méthodes de lissage exponentiel :


- le lissage exponentiel simple,
- le lissage exponentiel simple avec correction saisonnière (effectuée au moyen d'un modèle multiplicatif)
- le lissage exponentiel de Winters, en version multiplicative.

Après un examen de la série, nous allons appliquer successivement une différence ordinaire, une différence saisonnière et les deux types de différences, afin chaque fois d'examiner le caractère aléatoire de la série transformée. Dans la partie 2, nous procéderons de même après avoir effectué une transformation logarithmique. Dans la partie 3, nous examinerons d'autres transformations à la place de la transformation logarithmique.

1.1 INTRODUCTION

Nous allons effectuer cette étude en employant Time Series Expert for Windows.


Son utilisation a été déjà présentée lors de la réalisation de l'exercice 1. En cas de problème avec les instructions sommaires qui suivent, prière de revoir les instructions détaillées fournies lors de la réalisation de l'exercice 1.

- 
- ⇒ Pour lancer le logiciel, suivez les instructions données en annexe de l'introduction du cours.
 - ⇒ Choisissez le répertoire de données approprié sur votre disque (pas sur le CD-ROM): menu File ⇒ Open. Choisissez DATA puis CHAP09 puis CH09EX02.
 - ⇒ Chargez le problème déjà préparé : CHAMPC. Vous devez alors voir dans le bas de l'écran que la variable dépendante est CHAMPC, que l'échantillon d'estimation est 1962.01 – 1969.12 et que les prévisions seront calculées jusqu'en 1970.09.
 - ⇒ Pour visualiser graphiquement la série: menu Graphics ⇒ Series. Sélectionnez CHAMPC. Cliquez OK.

? Pouvez-vous accepter que la série soit produite par un processus stationnaire ? Justifiez votre réponse.

1.1.1 Votre réponse

À titre de curiosité, vous pouvez aussi inspecter les autocorrélations de la série des ventes de champagne en France.



? Est-ce justifié de regarder les autocorrélations de cette série, compte tenu de votre réponse à la question précédente?

1.1.2 Votre réponse

- ⇒ Pour visualiser les autocorrélations de la série: menu Graphics ⇒ Autocorrelations and partials. Sélectionnez CHAMPC.

**?**

Vérifiez quels sont les retards pour lesquels les autocorrélations sont significatives au seuil de 5%.

1.1.3 Votre réponse

1.2 EXAMEN DE LA SÉRIE EN DIFFÉRENCE ORDINAIRE

Nous nous limitons à la manière la plus simple qui consiste à employer un problème pré-programmé.

- ⇒ Chargez le problème déjà préparé: menu File ⇒ Open. Choisissez CHAMPCD.
- ⇒ Pour appliquer la différence ordinaire, menu Methods ⇒ Arima model ⇒ Specification.
- ⇒ Dans la fenêtre de dialogue Arima model – Specification, vous devez voir 1 en face de Differences et 0 en face de Seasonal differences. Sur la ligne Save residuals, vous devez voir “CHAMPCD”.
- ⇒ Cliquez OK pour lancer le programme. La sortie ne nous intéresse pas pour le moment.
- ⇒ Pour visualisez la série CHAMPCD: menu Graphics ⇒ Residuals.

?

Pouvez-vous accepter que la série CHAMPCD soit produite par un processus stationnaire ? Justifiez votre réponse.

1.2.1 Votre réponse



Inspectez les autocorrélations de la série des ventes de champagne en France en différences en procédant comme suit.



⇒ Pour visualiser les autocorrélations de la série en différences: menu Graphics ⇒ Residual autocorrelations and partials.

?

Quels sont les retards pour lesquels les autocorrélations sont significatives au seuil de 5% ?

1.2.2 Votre réponse

1.3 EXAMEN DE LA SÉRIE EN DIFFÉRENCE SAISONNIERE

⇒ Chargez le problème déjà préparé: menu File ⇒ Open. Choisissez CHAMPCS.

⇒ Pour appliquer la différence saisonnière: menu Methods ⇒ Arima model ⇒ Specification.

⇒ Dans la fenêtre de dialogue Arima model – Specification, vous devez voir 0 en face de Differences et 1 en face de Seasonal differences. Sur la ligne Save residuals, vous devez voir “CHAMPCS”.

⇒ Cliquez OK pour lancer le programme.

⇒ Pour visualisez la série CHAMPCS: menu Graphics ⇒ Residuals.

?

Pouvez-vous accepter que la série CHAMPCS soit produite par un processus stationnaire ? Justifiez votre réponse.

1.3.1 Votre réponse



**?**

Quels sont les retards pour lesquels les autocorrélations sont significatives au seuil de 5% ?

1.3.2 Votre réponse

**?**

Pouvez-vous accepter que la série CHAMPCS soit produite par un processus de type bruit blanc? Justifiez votre réponse.

1.3.3 Votre réponse

1.4 ÉLABORATION D'UN MODÈLE SUR LA SÉRIE EN DIFFÉRENCE SAISONNIÈRE

Contrairement à l'exercice 1, il y a plusieurs raisons d'être satisfait ici. Ces raisons sont exposées dans les réponses aux questions précédentes. Essayons un premier modèle.

- ⇒ Continuez sur la base du problème chargé dans le paragraphe précédent, à savoir CHAMPCS.
- ⇒ Pour construire un modèle basé sur une différence saisonnière: menu Methods ⇒ Arima model ⇒ Estimation.
- ⇒ Dans la fenêtre de dialogue Arima model – Estimation, vous devez voir 0 en face de Differences, 1 en face de Seasonal differences, “Automatic” en face de Select a mean, “CHAMPCS” en face de Save residuals, et “CHAMPCP” en face de Save forecasts.
- ⇒ Cliquez OK pour lancer le programme.
- ⇒ Nous allons consulter la sortie. Descendez dans le fichier. Vous verrez le titre “Forecasting from DEC1969”.



?

Notez la valeur du critère MAPE (vers la fin de la sortie), par exemple.

1.4.1 Votre réponse

Voici ce que vous aviez obtenu dans le chapitre 6, exercice 5.

Lissage exponentiel simple		SES sur données désaisonnalisées		Lissage exponentiel de Winters			Prévisions
	Prévisions		Prévisions	Niveau	Pente	Saisonnier	
MSE	65.593	MSE	0.172	MSE			0.113
MAE	8.011	MAE	0.325	MAE			0.259
MAPE%	234.7%	MAPE%	10.8%	MAPE%			7.9%



?

Comparez à ce que vous aviez obtenu dans le chapitre 6, exercice 5.

1.4.2 Votre réponse



Vous pouvez sauver la sortie : clic droit puis Save as et tapez par exemple CHAMPCS.



Pour visualisez la série CHAMPC et ses prévisions CHAMPCP pour l'année 1970: menu Graphics ⇒ Predictions/Forecasts. Vous pouvez alors voir les prévisions calculées pendant l'année 1970 et les intervalles de prévision.

Notez que les intervalles de prévision sont symétriques autour des prévisions et de même largeur quel que soit l'horizon de 1 à 9.

?

Écrivez le modèle qui a permis le calcul des prévisions. En employant la focalisation dans le graphique ci-dessus, vérifiez le calcul de celles-ci.



1.4.3 Votre réponse

1.5 EXAMEN DE LA SÉRIE EN DIFFÉRENCE SAISONNIÈRE (2^E MANIÈRE)

Ce paragraphe est facultatif.

- ⇒ Rechargez le problème de base déjà préparé: menu File ⇒ Open. Choisissez CHAMPC.
- ⇒ Pour appliquer la différence ordinaire, menu Methods ⇒ Arima model ⇒ Specification.
- ⇒ Dans la fenêtre de dialogue Arima model – Specification, vous devez voir 0 en face de Differences. Utilisez le triangle qui pointe vers le haut pour faire apparaître 1. Si vous voyez un autre nombre, utilisez le triangle qui pointe vers le bas jusqu'à voir apparaître 1. Vous devez voir "Automatic" en face de Select a mean. Descendez sur la ligne Save residuals pour voir "Resid". Effacez les cinq caractères et tapez CHAMPCS. Cliquez OK pour lancer le programme et quittez la sortie (qui ne nous intéresse pas). La suite est comme dans le paragraphe 1.3.

1.6 EXAMEN DE LA SÉRIE EN DIFFÉRENCE SAISONNIÈRE (3^E MANIÈRE)

Ce paragraphe est facultatif.

- ⇒ Chargez le problème de base déjà préparé: menu File ⇒ Open. Choisissez CHAMPC.
- ⇒ Nous allons employer le tableur incorporé à Time Series Expert : menu Data ⇒ Spreadsheet.
- ⇒ Chargez la série: pressez la touche fonction F3; sélectionnez la série CHAMPC. La série se charge dans le tableau.
- ⇒ Nous allons la transformer au moyen d'une différence saisonnière : utilisez le menu Transform ⇒ Seasonal differences.

- ⇒ Pressez la touche fonction F10 pour renommer la série avec le nom CHAMPCS. Pressez la touche F2 pour sauver la série. Quittez le tableur.
- ⇒ Pour visualiser les autocorrélations de la série en différences saisonnières: menu Graphics ⇒ Autocorrelations and partials. Sélectionnez CHAMPCS. La suite est comme dans le paragraphe 1.3.

SYNTHESE

Nous avons déjà employé cette série des ventes de champagne en France à de nombreuses reprises. Nous avons simplement appliqué une différence saisonnière et nous avons constaté que la série obtenue peut être considérée comme étant générée par un processus aléatoire stationnaire. En appliquant les tests de comportement aléatoire, nous avons conclu que la série est largement compatible avec un processus bruit blanc. Cela signifie que la série $\nabla_{12}\text{CHAMPC}_t$ se comporte comme une série d'erreurs de prévision e_t . Nous en avons déduit des prévisions. Nous verrons dans la partie 2 que le modèle peut être amélioré.

Partie 2 Dans le chapitre 5, exercices 6 à 9, nous avons employé les méthodes élémentaires de décomposition de la série. Nous avons employé le modèle multiplicatif (exercice 6 et 9) mais aussi un modèle additif (exercice 7) et un modèle multiplicatif sur les données transformées en logarithmes (exercice 8).

Le modèle additif ne s'est pas avéré très satisfaisant. Le modèle additif sur les données transformées en logarithmes a donné des résultats très proches du modèle multiplicatif.

Dans la partie 1 de l'exercice, nous avons employé ce qui correspond à un modèle additif. Nous devrions nous attendre à ce qu'une approche similaire appliquée aux logarithmes des données donne de meilleurs résultats.

2.1 EXAMEN DE LA SÉRIE EN LOGARITHMES

⇒ Chargez le problème déjà préparé: menu File ⇒ Open. Choisissez CH0. Vous devez alors voir dans le bas de l'écran que la variable dépendante est CHAMPC, que l'échantillon d'estimation est 1962.01 – 1969.12 et que les prévisions seront calculées jusqu'en 1970.09.

Il serait possible d'effectuer la transformation logarithmique à l'intérieur du tableur, comme nous avons procédé pour la différence saisonnière dans le paragraphe 1.6. Nous allons plutôt employer les possibilité des boîtes de dialogue Arima model.

⇒ Pour appliquer la transformation logarithmique: menu Methods ⇒ Arima model ⇒ Specification. Dans la fenêtre de dialogue Arima model – Specification, vous devez voir 0 en face de Differences, 0 en face de Seasonal differences et "Automatic" en face de Select a mean. Sur la ligne Normalized transformation, vous devez voir Logarithmic. Sur la ligne Save residuals, vous devez voir "CH0". Cliquez OK pour lancer le programme, puis quittez la sortie (qui ne nous intéresse pas pour le moment).

⇒ Pour visualisez la série des logarithmes de données: menu Graphics ⇒ Residuals.

**Remarque**

Les valeurs ne correspondent ni aux logarithmes népériens ni aux logarithmes décimaux de la série CHAMPC. Ce sont en fait les logarithmes népériens normalisés par multiplication par la moyenne géométrique des données. Cette opération, évoquée p. 239 de la présentation, est justifiée par Box et Cox (1964). Elle permet de comparer l'écart-type de la série transformée avec celui de la série non transformée.



Pouvez-vous accepter que la série soit produite par un processus stationnaire ? Justifiez votre réponse.

2.1.1 Votre réponse

Inspectez les autocorrélations de la série des ventes de champagne en France en logarithmes.



Pour visualiser les autocorrélations de la série: menu Graphics
⇒ Autocorrelations and partials puis sélectionner CH0.



Vérifiez quels sont les retards pour lesquels les autocorrélations sont significatives au seuil de 5%.

2.1.2 Votre réponse

2.2 EXAMEN DE LA SÉRIE DES LOGARITHMES EN DIFFÉRENCE ORDINAIRE

Au lieu de charger un problème différent chaque fois, nous allons partir du problème CH0 défini plus haut et nous allons introduire la différence ordinaire.



Pour appliquer la différence ordinaire, menu Methods ⇒ Arima model ⇒ Specification. Dans la fenêtre de dialogue Arima model – Specification, utilisez le triangle qui pointe vers le haut pour faire apparaître 1. Si vous voyez un autre nombre, utilisez le triangle qui pointe vers le bas jusqu'à voir apparaître 1. Vous devez voir 0 en face de Seasonal differences et "Automatic" en face de Select a



mean. Sur la ligne Save residuals, vous voyez “CH0”. A la fin du mot, tapez D pour que le nom soit CH0D. Cliquez OK pour lancer le programme. Quittez la sortie.

⇒ Pour visualiser la série CH0D: menu Graphics ⇒ Residuals.



Pouvez-vous accepter que la série CH0D soit produite par un processus stationnaire ? Justifiez votre réponse.

2.2.1 Votre réponse

Inspectez les autocorrélations de la série des ventes de champagne en France en différences de logarithmes en procédant comme suit.



⇒ Pour visualiser les autocorrélations de la série en différences: menu Graphics ⇒ Residual autocorrelations and partials.



Quels sont les retards pour lesquels les autocorrélations sont significatives au seuil de 5% ?

2.2.2 Votre réponse



2.3 EXAMEN DE LA SÉRIE DES LOGARITHMES EN DIFFÉRENCE SAISONNIERE



⇒ Pour appliquer la différence saisonnière, menu Methods ⇒ Arima model ⇒ Specification. Dans la fenêtre de dialogue Arima model – Specification, vous devez voir 0 en face de Differences. Utilisez le triangle qui pointe vers le bas jusqu’à voir apparaître 0. Placez le curseur sur la ligne Seasonal differences et utilisez le triangle qui pointe vers le haut pour faire apparaître 1. Si vous voyez un autre nombre, utilisez le triangle qui pointe vers le bas jusqu’à voir apparaître 1.. Vous devez voir “Automatic” en face de Select a mean. Sur la ligne Save residuals, vous devez voir “CH0D”. Utilisez la touche de correction pour enlever D et pressez



la touche S. Le nom est devenu CH0S.

⇒ Cliquez OK pour lancer le programme. Quittez la sortie.

⇒ Pour visualisez la série CH0S: menu Graphics ⇒ Residuals.



Pouvez-vous accepter que la série CH0S soit produite par un processus stationnaire ? Justifiez votre réponse.

2.3.1 Votre réponse

Inspectez les autocorrélations de la série des ventes de champagne en France en différences saisonnières de logarithmes en procédant comme suit.



⇒ Pour visualiser les autocorrélations de la série en différences saisonnières: menu Graphics ⇒ Residual autocorrelations and partials.



Quels sont les retards pour lesquels les autocorrélations sont significatives au seuil de 5% ?

2.3.2 Votre réponse

2.4 ELABORATION D'UN MODELE SUR LA SÉRIE DES LOGARITHMES EN DIFFÉRENCE SAISONNIERE

Les résultats sont plus satisfaisants qu'au paragraphe 1.4.

⇒ Continuez sur la base du problème chargé dans le paragraphe précédent.

⇒ Pour construire un modèle basé sur une différence saisonnière des logarithmes des données: menu Methods ⇒ Arima model ⇒ Estimation. Dans la fenêtre de dialogue Arima model – Estimation,



vous devez voir 0 en face de Differences, 1 en face de Seasonal differences et “Automatic” en face de Select a mean. Sur la ligne Save residuals, vous devez voir “CH0S”. Sur la ligne Save forecasts or predictions, vous devez voir “CHAMPCQ”. Cliquez OK pour lancer le programme.

⇒ Descendez dans le fichier. Vers la fin, vous verrez le titre “Forecasting from DEC1969”.



Notez la valeur du critère MAPE, par exemple. Comparez à ce que vous aviez obtenu dans le chapitre 6, exercice ? et à la partie 1 de cet exercice.

2.4.1 Votre réponse



Vous pouvez sauver la sortie : clic droit puis Save as, puis tapez par exemple CH0S. Quittez la sortie (qui ne nous intéresse plus).



Pour visualisez la série CHAMPC et ses prévisions pour l’année 1970: menu Graphics ⇒ Predictions/Forecasts. Vous pouvez alors voir les prévisions calculées pendant l’année 1970 et les intervalles de prévision.



Notez que les intervalles de prévision ne sont plus symétriques autour des prévisions comme nous avons vu à la fin du paragraphe 1.4. En outre, les intervalles n’ont plus une même largeur quel que soit l’horizon de 1 à 9.



Écrivez le modèle qui a permis le calcul des prévisions.



2.4.2 Votre réponse

Remarque

Il est plus difficile ici de vérifier les calculs à cause de la transformation logarithmique.

SYNTHESE

Quand nous avons employé cette série des ventes de champagne en France pour la décomposition saisonnière, nous avons conclu en faveur d'un modèle multiplicatif, c'est-à-dire que la série était conçue comme le produit des composantes de tendance, cycle conjoncturel, saisonnier et erreurs. Dans la partie 1 du présent exercice, nous avons obtenu un modèle extrêmement simple qui a donné de bonnes prévisions. Ce modèle est basé sur une différence saisonnière sans plus. La prévision pour le mois t est simplement la donnée du temps $t - 12$. L'aspect non satisfaisant des résultats est dû au fait que les erreurs de prévision n'ont pas la même dispersion du début à la fin de la série. Elles ont tendance à être plus dispersées vers la fin de la série que vers le début. Ceci peut avoir des conséquences sur la qualité des intervalles de prévision. Ils sont basés sur une sorte de dispersion moyenne qui sous-estime la dispersion à la fin de la série. Ils auront donc tendance à être trop étroits quand on s'intéresse à eux c'est-à-dire vers la fin.

Nous avons déjà signalé que, conceptuellement, il est équivalent de traiter un modèle multiplicatif sur les données brutes ou un modèle additif sur les logarithmes des données. Dans cette deuxième partie de l'exercice, nous avons travaillé avec les logarithmes des données. Nous avons obtenu un modèle similaire à celui de la partie 1, avec seulement une différence saisonnière sur les logarithmes des données. Les résidus ont une dispersion plus homogène ce qui laisse présager des intervalles de prévision plus corrects. Les résultats ne sont toutefois pas aussi bons en ce sens que les tests de comportement aléatoire rejettent le modèle à cause d'autocorrélations significatives pour plusieurs retards pour lesquels on dispose d'une explication. Le modèle obtenu devra donc être revu dans le contexte du chapitre 10, quand nous aurons appris à modéliser des séries autocorrélées.

Partie 3 Dans la partie 1 de l'exercice, nous avons considéré la variable sans transformation autre que les différences et les différences saisonnières. Dans la partie 2, nous avons traité la variable en logarithmes, ce qui correspond en quelque sorte à passer d'un modèle additif à un modèle multiplicatif, selon la terminologie employée dans le chapitre 5. Ici, nous considérons d'autres transformations de la variable des ventes de champagne en France : la transformation réciproque ou inverse, la transformation racine carrée, et quelques autres. Toutes ces transformations sont des cas particuliers des transformations de puissance.

3.1 EXAMEN DE LA SÉRIE EN INVERSES

⇒ Chargez le problème déjà préparé: menu File ⇒ Open.
Choisissez CHM1.

La transformation inverse correspond à la valeur -1 pour la rubrique Normalized transformation dans la boîte de dialogue Arima model.

⇒ Pour appliquer la transformation réciproque : menu Methods ⇒ Arima model ⇒ Specification. Dans la fenêtre de dialogue Arima model – Specification, vous devez voir 0 en face de Differences, 0 en face de Seasonal differences et “Automatic” en face de Select a mean. Sur la ligne Normalized transformation, vous devez voir Inverse. Cela correspond à la transformation de puissance d'exposant -1 . Sur la ligne Save residuals, vous devez voir “CHM1”. Cliquez OK pour lancer le programme, puis quittez la sortie (qui ne nous intéresse pas pour le moment).

⇒ Pour visualisez la série des réciproques des données: menu Graphics ⇒ Residuals.



Pouvez-vous accepter que la série soit produite par un processus stationnaire ? Justifiez votre réponse.



3.1.1 Votre réponse

Regardons maintenant la série en différence ordinaire.

⇒ Pour appliquer la différence ordinaire, menu Methods ⇒ Arima

model \Rightarrow Specification. Dans la fenêtre de dialogue Arima model – Specification, utilisez le triangle qui pointe vers le haut pour voir apparaître 1. Vous devez voir 0 en face de Seasonal differences. Sur la ligne Save residuals, laissez “Resid”. Cliquez OK pour lancer le programme. Quittez la sortie.

\Rightarrow Pour visualisez la série résiduelle : menu Graphics \Rightarrow Residuals.



Pouvez-vous accepter que la série ∇CHM1 soit produite par un processus stationnaire ? Justifiez votre réponse.



3.1.2 Votre réponse

Regardons maintenant la série en différence saisonnière.

\Rightarrow Pour appliquer la différence saisonnière, menu Methods \Rightarrow Arima model \Rightarrow Specification. Dans la fenêtre de dialogue Arima model – Specification, vous devez voir 1 en face de Differences. Utilisez le triangle qui pointe vers le bas jusqu’à voir 0. Placez le curseur sur la ligne Seasonal differences qui montre 0 et utilisez le triangle qui pointe vers le haut pour changer 0 en 1. Sur la ligne Save residuals, laissez “Resid”. Cliquez OK pour lancer le programme. Quittez la sortie.

\Rightarrow Pour visualisez la série résiduelle : menu Graphics \Rightarrow Residuals.



Pouvez-vous accepter que la série $\nabla_{12}\text{CHM1}$ soit produite par un processus stationnaire ? Justifiez votre réponse.



3.1.3 Votre réponse

Inspectez les autocorrélations de la série des ventes de champagne en France en différences saisonnières d’inverses en procédant comme suit.

\Rightarrow Pour visualiser les autocorrélations de la série en différences

saisonniers: menu Data \Rightarrow Autocorrelations and partials \Rightarrow Residuals.

? Quels sont les retards pour lesquels les autocorrélations sont significatives au seuil de 5% ?

3.1.4 Votre réponse



Procédons à l'élaboration d'un modèle sur la série des réciproques en différence saisonnière

- \Rightarrow Continuez sur la base du problème chargé dans le paragraphe précédent.
- \Rightarrow Pour construire un modèle basé sur une différence saisonnière des réciproques des données: menu Methods \Rightarrow Arima model \Rightarrow Estimation. Dans la fenêtre de dialogue Arima model – Estimation, vous devez voir 0 en face de Differences et 1 en face de Seasonal differences. Sur la ligne Save residuals, vous devez voir “Resid”. Sur la ligne Save forecasts or predictions, vous devez voir “CHM1P”. Cliquez OK pour lancer le programme.
- \Rightarrow Descendez dans le fichier. Vers la fin, vous verrez le titre “Forecasting from DEC1969”.

? Notez la valeur du critère MAPE, par exemple. Comparez à ce que vous aviez obtenu dans le chapitre 6, exercice 5 et à la partie 1 de cet exercice.

3.1.5 Votre réponse



- \Rightarrow Vous pouvez sauver la sortie : clic droit puis Save as, puis tapez par exemple CHM1S.

⇒ Pour visualisez la série CHAMPC et ses prévisions pour l'année 1970: menu Graphics ⇒ Predictions/Forecasts. Vous pouvez alors voir les prévisions calculées pendant l'année 1970 et les intervalles de prévision.

? Les intervalles de prévision sont-ils symétriques autour des prévisions ? Ont-ils la même largeur quel que soit l'horizon de 1 à 9 ?

3.1.6 Votre réponse



? Ecrivez le modèle qui a permis le calcul des prévisions.

3.1.7 Votre réponse



Remarque

Il est plus difficile ici de vérifier les calculs à cause de la transformation réciproque.



3.2 EXAMEN DE LA SÉRIE EN RACINES CARRÉES

⇒ Chargez le problème déjà préparé: menu File ⇒ Open. Choisissez CH05.

La transformation racine carrée correspond à la valeur 0,5 pour la rubrique Normalized transformation dans la boîte de dialogue Arima model.

⇒ Pour appliquer la transformation racine carrée : menu Methods ⇒ Arima model ⇒ Specification. Dans la fenêtre de dialogue Arima model – Specification, vous devez voir 0 en face de Differences, 0 en face de Seasonal differences et “Automatic” en face de Select a mean. Sur la ligne Normalized transformation, vous devez voir Square root. C'est la transformation de puissance d'exposant 0,5 qui correspond à la transformation racine carrée. Sur

la ligne Save residuals, vous devez voir “CH05”. Cliquez OK pour lancer le programme.

⇒ Pour visualiser la série des racines carrées des données: menu Graphics ⇒ Residuals.

?

Pouvez-vous accepter que la série soit produite par un processus stationnaire ? Justifiez votre réponse.

3.2.1 Votre réponse



Regardons maintenant la série en différence ordinaire.

⇒ Pour appliquer la différence ordinaire, menu Methods ⇒ Arima model ⇒ Specification. Dans la fenêtre de dialogue Arima model – Specification, utilisez le triangle qui pointe vers le haut de manière à voir apparaître 1. Vous devez voir 0 en face de Seasonal differences. Sur la ligne Save residuals, laissez “Resid”. Cliquez OK pour lancer le programme. Quittez la sortie. Pour visualiser la série résiduelle : menu Graphics ⇒ Residuals.

?

Pouvez-vous accepter que la série ∇ CH05 soit produite par un processus stationnaire ? Justifiez votre réponse.

3.2.2 Votre réponse



Regardons maintenant la série en différence saisonnière.

⇒ Pour appliquer la différence saisonnière, menu Methods ⇒ Arima model ⇒ Specification. Dans la fenêtre de dialogue Arima model – Specification, vous devez voir 1 en face de Differences. Utilisez le triangle qui pointe vers le bas jusqu’à voir 0. Placez le curseur sur la ligne Seasonal differences et utilisez le triangle qui pointe vers le haut pour changer 0 en 1. Sur la ligne Save residuals, laissez “Resid”. Cliquez OK pour lancer le programme.



Pour visualisez la série résiduelle : menu Graphics \Rightarrow Residuals.



Pouvez-vous accepter que la série $\nabla_{12}\text{CH05}$ soit produite par un processus stationnaire ? Justifiez votre réponse.

3.2.3 Votre réponse



Inspectez les autocorrélations de la série des ventes de champagne en différences saisonnières de racines carrées en procédant comme suit.



Pour visualiser les autocorrélations de la série en différence saisonnière : menu Graphics \Rightarrow Residual autocorrelations and partials.



Quels sont les retards pour lesquels les autocorrélations sont significatives au seuil de 5% ?

3.2.4 Votre réponse



Procédons à l'élaboration d'un modèle sur la série des racines carrées en différence saisonnière



Pour construire un modèle basé sur une différence saisonnière des racines carrées des données: menu Methods \Rightarrow Arima model \Rightarrow Estimation. Dans la fenêtre de dialogue Arima model – Estimation, vous devez voir 0 en face de Differences et 1 en face de Seasonal differences. Sur la ligne Save residuals, vous devez voir “Resid”. Sur la ligne Save forecasts or predictions, vous devez voir “CH05P”. Cliquez OK puis Y pour lancer le programme.



Descendez dans le fichier. Vers la fin, vous verrez le titre “Forecasting from DEC1969”.

**?**

Notez la valeur du critère MAPE, par exemple. Comparez à ce que vous aviez obtenu dans le chapitre 6, exercice 5 et à la partie 1 de cet exercice.

3.2.5 Votre réponse



Vous pouvez sauver la sortie : clic droit, Save as puis tapez par exemple CH05S. Quittez la sortie.



Pour visualisez la série CHAMPC et ses prévisions pour l'année 1970: menu Graphics \Rightarrow Predictions/Forecasts. Vous pouvez alors voir les prévisions calculées pendant l'année 1970 et les intervalles de prévision.

**?**

Les intervalles de prévision sont-ils symétriques autour des prévisions ? Ont-ils la même largeur quel que soit l'horizon de 1 à 9 ?

3.2.6 Votre réponse

**?**

Écrivez le modèle qui a permis le calcul des prévisions.

3.2.7 Votre réponse



Remarque

Il est plus difficile ici de vérifier les calculs à cause de la transformation racine carrée.

SYNTHESE

Nous avons expérimenté ici avec des transformations autres que la

transformation logarithmique. Celle-ci est évidemment privilégiée dans la mesure où elle permet de représenter un modèle multiplicatif de manière additive. Les autres transformations n'ont pas une telle propriété. Néanmoins la transformation racine carrée est souvent utile pour une variable de type comptage, et la transformation inverse s'avère intéressante pour des variables mesurées à l'envers, comme la consommation de véhicule à l'anglo-saxonne, en miles parcourus par gallon de carburant.

Nous mentionnerons au chapitre 10 la possibilité de travailler avec la famille de transformation de puissance et même de traiter l'exposant comme un paramètre. Le but ici est principalement d'améliorer la qualité des intervalles de prévision. Pour qu'ils aient un sens, il convient que la dispersion soit homogène à travers le temps. Dans la cas contraire, particulièrement comme c'est souvent le cas, quand la dispersion croît dans le temps, ces intervalles seront basés sur une sorte de dispersion moyenne qui sous-estime la dispersion à la fin de la série. Ils auront donc tendance à être trop étroits quand on s'intéresse à eux c'est-à-dire vers la fin.

[Retour au chapitre 9](#)