



Deuxième année
2005-2005

Séries temporelles linéaires
*Réponses question par question des travaux
dirigés n° 5*

Guillaume Lacôte
Bureau **E03**

✉ Guillaume.Lacote@ensae.fr

☞ <http://ensae.no-ip.com/SE206/>

| | |
|------------------|---|
| Exercice corrigé | 1 |
|------------------|---|

L'objectif est ici de mettre en pratique les méthodes habituelles de traitement des séries temporelles. Il s'agit en particulier de mettre en œuvre l'*identification*, l'*estimation* et la *sélection* d'un modèle pour une série brute donnée.

Remarque : Les programmes SAS réalisés pour traiter cet exercice sont à envoyer à l'issue de la séance (dûment indentés et commentés) à Guillaume.Lacote@ensae.fr.

☞ Q1

Fermer les applications qui ne sont pas strictement indispensables à l'étude des séries temporelles linéaires (ce qui exclut RISK, ICQ et MICROSOFT OUTLOOK ...).

Télécharger depuis <http://ensae.no-ip.com/SE206/> le fichier de données `Donnees1` au format SAS .^a

- (a) Lancer le logiciel SAS, commencer un nouveau programme et importer ces données.

^aLe fichier `Donnees1.sd2` est au format SAS version 6, le fichier `Donnees1.sas7bdat` au format SAS version 8 et le fichier `Donnees1.txt` au format texte prêt à être importé.

On suppose ici que le fichier `Donnees1.sd2` est enregistré dans le dossier `W : \Sas`.

Le programme commencera donc par

```
LIBNAME Td_SAS 'W : \Sas\';
DATA table ;
SET Td_SAS.donnees1 ;
```

à la suite de quoi les données contenues dans la table `table` enregistrée dans le fichier `W : \Sas\donnees1.sd2` sont accessibles sous le nom `table`.

- (b) Représenter graphiquement la série `XM`.
Commenter.
Mettre en évidence la saisonnalité éventuelle de `XM`, et définir le cas échéant `DeSaison` la série désaisonnalisée.

L'affichage graphique se fait au moyen de la PROC `GPLOT` de la façon suivante :

```
DATA table ;
SET Td_SAS.donnees1 ;
time = _N_ /* Permet de nommer explicitement l'axe des abscisses */ ;
PROC GLPOT ;
PLOT XM * time /* Trace XM en fonction du temps */ ;
SYMBOL I=JOIN ;
RUN ;
```

On observe que la série semble périodique, de période 12.

On définit en conséquence la série désaisonnalisée `DeSaison` au moyen de la fonction retard `LAG` de la façon suivante : ¹

```
DATA table ;
SET Td_SAS.donnees1 ;
DeSaison = XM - LAG12(XM) /* LAG[n](Y)(t) = Y(t-n) */ ;
```

- (c) Etudier les auto-corrélogrammes partiel et inverse de la série `DeSaison`.
Est-elle intégrée? Définir le cas échéant `DesInt`, la série différenciée de `DeSaison`, et réitérer le processus tant que nécessaire.

Publi-information :

| Auto-corrélation | AR(p) | MA(q) | ARMA(p,q) |
|---------------------|----------------------------------|----------------------------------|----------------------------------|
| Directe $\rho(h)$ | décroît exponentiellement vers 0 | nulle à partir de $q + 1$ | décroît exponentiellement vers 0 |
| Partielle $r(h)$ | nulle à partir de $p + 1$ | (?) | nulle à partir de $p + 1$ |
| Inverse $\rho^i(h)$ | nulle à partir de $p + 1$ | décroît exponentiellement vers 0 | décroît exponentiellement vers 0 |

Les auto-corrélogrammes direct, partiel et inverse peuvent être visualisés au moyen l'option `IDENTIFY` de la `PROC ARIMA`, de la façon suivante :

```
PROC ARIMA ;
IDENTIFY VAR=DeSaison NLAG=50 /* 0 <= h <= 50 */ ;
RUN ;
```

L'option `NLAG` permet de spécifier le nombre d'auto-covariances (inverses) à calculer.

On observe que les auto-corrélations inverses tendent (exponentiellement) vers zéro ; la série `DeSaison` est donc apparemment stationnaire. Pour s'en assurer, on définit `DesInt` la série de ses différences premières de la façon suivante :

```
DATA table ;
SET Td_SAS.donnees1 ;
DeSaison = XM - LAG12(XM) /* LAG[n](Y)(t) = Y(t-n) */ ;
DesInt = DeSaison - LAG(DeSaison) /* LAG = LAG1 */ ;
```

que l'on étudie à nouveau :

¹Une façon habituelle de désaisonnaliser serait d'étudier la série moyennée sur une période $M_{12}XM = (\mathbf{1} + L + \dots + L^{11})XM$ (voir TD 1, exercice 2) ; cependant sous réserve que l'on parvienne à modéliser $DeSaison = (\mathbf{1} - L^{12})XM$ sous forme ARMA le modèle final en `XM` sera plus simple, et c'est la démarche retenue ici. Cependant le reste de l'étude pourrait porter sur $M_{12}XM$.

```
PROC ARIMA ;
IDENTIFY VAR=DesInt NLAG=50 /* 0 <= h <= 50 */ ;
RUN ;
```

On observe que les auto-corrélations inverses ne décroissent **pas** exponentiellement (mais plutôt linéairement) vers zéro, ce qui suggère que la série `DesInt` est **sur-différenciée**, ce qui corrobore la stationnarité de `DeSaison` envisagée auparavant.

On se propose donc d'estimer un modèle ARMA pour la série `DeSaison`. On sait qu'une série Y suivant un modèle ARMA(p,q) est telle que son auto-corrélation partielle est nulle à partir de l'ordre $p + 1$ et son auto-corrélation directe est non-significative à partir de l'ordre $q + 1$. On recherche donc les premiers ordres au-delà desquels les auto-corrélations (respectivement partielles et directes) sont toujours en-deçà du fractile à 95% de la loi normale (à savoir 1.96), ce qui conduit à proposer pour la série `DeSaison` des ordres ²

$$d^* = 0, p^* = 3 \text{ et } q^* = 2$$

- (d) Etudier les auto-corrélogrammes partiel et inverse de la série `DesInt`.
Proposer des ordres maximum p^*, d^* et q^* vraisemblables pour la série `DeSaison`.

On cherche tout d'abord à estimer le modèle le plus général ARIMA(3,0,2) pur pour `DeSaison`, au moyen de l'option `ESTIMATE` de la `PROC ARIMA` :

```
PROC ARIMA ;
IDENTIFY VAR=DesInt ;
ESTIMATE METHOD = ML PLOT P=3 Q=2 ;
RUN ;
```

L'option `METHOD=ML` sélectionne la méthode d'estimation du maximum de vraisemblance ; l'option `PLOT` permet d'obtenir les auto-corrélogrammes des résidus estimés, afin de contrôler la validité du modèle.

Il faut en premier lieu s'assurer que le modèle estimé est bien un ARMA, ce qui revient à s'assurer que le résidu estimé est compatible avec l'hypothèse de bruit blanc : SAS pratique à cet effet le test de Porte-Manteau dont le résultat est indiqué dans la section `Autocorrelation Check for White Noise`.³

Dans le cas présent le test de Porte-Manteau conduit à accepter l'hypothèse selon laquelle le résidu est un bruit blanc, de sorte que la modélisation ARIMA(3,0,2) est **statistiquement**

²Cette identification préliminaire ne sert qu'à éviter d'estimer ensuite un modèle dont la plupart des coefficients seront non-significativement non-nuls. En toute rigueur, mieux vaudrait retenir les ordres plus conservatoires $p^* = 7$ et $q^* = 7$ quitte à s'assurer ensuite *par un test statistique* que les coefficients au-delà de 3, 2 sont non-significativement non-nuls. Par souci de simplicité on se place directement dans l'hypothèse ou ces tests auraient déjà été effectués.

³La colonne `Prob` donne la p -value associée : l'hypothèse que la variable est significativement non-nulle est acceptée à $1 - pvalue$ %. Par exemple une valeur de 0.023 indique que la variable est significativement non-nulle "à 97%", tandis qu'une valeur de 0.452 laisse entendre que la variable n'est pas significative à 54%.

légitime. En outre, les tests individuels de nullité des coefficients du modèle sont tous rejetés au seuil 5%, de sorte que le modèle estimé est également valide.

- (e) Estimer le modèle le plus général $ARIMA(p^*, d^*, q^*)$ suivi par `DeSaison`.
Vérifier que ce modèle est valide.

Sachant que le modèle $ARIMA(3,0,2)$ est valide, on cherche enfin $p \leq 3$ et $q \leq 2$ tels que le modèle $ARIMA(p,0,q)$ soit valide. Pour ce faire on estime successivement

– un modèle AR :

On cherche à modéliser `DeSaison` par un modèle AR pur, dont on sait que l'ordre éventuel est au plus 3. On calcule donc

```
PROC ARIMA ;
IDENTIFY VAR=DesInt ;
ESTIMATE METHOD = ML PLOT P=3 /* Implicite, Q=0 */ ;
RUN ;
```

L'hypothèse selon laquelle les résidus ainsi estimés suivent un bruit blanc est acceptée, donc on peut légitimement admettre que `DeSaison` suit un modèle AR d'ordre au plus 3. Cependant le test individuel de nullité du coefficient associé au troisième retard est **rejeté** au seuil 5%.

On réestime donc un modèle $AR(2)$:

```
PROC ARIMA ;
IDENTIFY VAR=DesInt ;
ESTIMATE METHOD = ML PLOT P=2 ;
RUN ;
```

dont le résidu estimé est toujours un bruit blanc (c'est heureux!), mais dont le second retard n'est toujours pas significativement non-nul.

On estime donc finalement un modèle $AR(1)$:

```
PROC ARIMA ;
IDENTIFY VAR=DesInt ;
ESTIMATE METHOD = ML PLOT P=1 ;
RUN ;
```

qui est toujours valide et dont tous les coefficients sont, cette fois, significativement non-nuls.

Ainsi la série `DeSaison` peut légitimement être modélisée par un modèle $AR(1)$.

– un modèle MA :

On cherche à modéliser `DeSaison` par un modèle MA pur, dont on sait que l'ordre éventuel est au plus 2. On calcule donc

```
40 PROC ARIMA ;
IDENTIFY VAR=DesInt ;
ESTIMATE METHOD = ML PLOT Q=2 ;
RUN ;
```

L'hypothèse selon laquelle les résidus ainsi estimés suivent un bruit blanc est acceptée, donc on peut légitimement admettre que `DeSaison` suit un modèle MA d'ordre au plus 2; en outre tous les coefficients sont significativement non-nuls (au seuil 5%).

Ainsi la série `DeSaison` peut légitimement être modélisée par un modèle MA(2).

En définitive, la série `DeSaison` peut être modélisée par trois modèles statistiquement valides, à savoir ARIMA(3,0,2), ARIMA(1,0,0) et ARIMA(0,0,2).

Le critère de parcimonie, selon lequel un modèle comprenant strictement moins de coefficients est toujours préférable, conduit néanmoins à rejeter le modèle ARIMA(3,0,2) qui est un sur-modèle strict à la fois du modèle AR(1) et du modèle MA(2).

Pour arbitrer enfin entre ces deux derniers modèles, on peut recourir à un critère informationnel, qui met en rapport la vraisemblance du modèle estimé et le nombre de paramètres nécessaires pour l'estimer. Le critère d'Akaike (AIC) arbitre en l'occurrence en faveur du modèle MA(2), que l'on retiendra finalement.

- (f) Rechercher s'il existe des sous-modèles valides du modèle ARIMA(p^*, d^*, q^*) pour la série `DeSaison`.
Quel modèle proposez-vous finalement de retenir pour la série `XM` ?

En conclusion, on peut raisonnablement proposer pour la série d'origine le modèle

$$(\mathbb{1} - L^{12})(\text{XM} - 0,377) = (\mathbb{1} - 0,286L + 0,231L^2)\epsilon$$

où ϵ est un bruit blanc de variance $\sigma_\epsilon^2 \simeq 0,233$.

- Q2 En suivant une démarche analogue, proposer un modèle valide pour la série contenue dans le fichier `Donnees2.sd2`.

- Q3 (*facultative*) Etudier les séries contenues dans les fichiers `Base92.sd2`, `Champ.sd2`, `Lait.sd2`, `Pari2.sd2`, `SNCF.sd2`, `TauxLongs.sd2`, `Traffic.sd2` et `Viande.sd2`.