

CHAPTER 1

Modélisation des séries stationnaires

1. Auto-corrélation partielle

DÉFINITION 1. Pour un processus stationnaire (X_t) , le coefficient de corrélation partielle (on dit aussi corrélation partielle) entre X_n et X_1 est

$$r_{X_2, \dots, X_n}(X_1, X_n) = \frac{1}{\sigma(0)} \operatorname{Cov}(X_1 - \mathbb{E}(X_1|X_2, \dots, X_{n-1}), X_n - \mathbb{E}(X_n|X_2, \dots, X_n)),$$

le coefficient d'auto-corrélation partielle en h est défini par

$$\begin{cases} r(h) = r_{X_2, \dots, X_{h-1}}(X_1, X_h) & \text{pour } h \geq 2, \\ r(1) = \rho(1), \\ r(0) = 1, \\ r(-h) = r(h) & \text{pour } h \leq -1. \end{cases}$$

Pour un processus stationnaire,

$$r(h) = r_{X_{n+1}, \dots, X_{n+h-1}}(X_n, X_{n+h}) \text{ pour tout } n.$$

Donc on va pouvoir estimer ces coefficients en faisant des moyennes empiriques (c'est ce que fait la fonction `pacf` de R)

2. Les processus linéaires générales

Soit $\{Y_t\}$ une série que est observée et une série de bruit $\{e_t\}$ qui n'est pas observée. Le bruit satisfait les hypothèses classiques.

Nous voudrions écrire $\{Y_t\}$ comme une combinaison linéaire, c'est-à-dire que nous expliquons la série observée par les perturbations aléatoires passées.

$$(1) \quad Y_t = e_t + \psi_1 e_{t-1} + \psi_2 e_{t-2} + \dots$$

Si c'est une somme infinie, conditions spécifiques doivent être placés sur les coefficients pour que la somme soit convergeant.

EXAMPLE 1. Soit le cas que 1 soit sur la forme

$$(2) \quad Y_t = e_t + \psi e_{t-1} + \psi^2 e_{t-2} + \dots = \sum_{i=0}^{\infty} \psi^i e_{t-i} \quad \psi^0 = 1$$

Ici, la condition pour 2 soit convergeant est $|\psi| < 1$

- $\mathbb{E}(Y_t) = 0$
- $\operatorname{Var}(Y_t) = \frac{\sigma_e^2}{1-\psi^2}$
- $\operatorname{Cov}(Y_t, Y_{t-1}) = \frac{\psi \sigma_e^2}{1-\psi^2}$ et $\operatorname{Cov}(Y_t, Y_{t-k}) = \frac{\psi^k \sigma_e^2}{1-\psi^2}$
- $\operatorname{Corr}(Y_t, Y_{t-1}) = \psi$ et $\operatorname{Corr}(Y_t, Y_{t-k}) = \psi^k$

La processus est stationnaire, l'autocovariance ne dépend pas au temps t , seulement à décalage du temps (lag) k

Avant de nous lancer dans le reste de la section, nous avons besoin de définir quelques notions. On définit l'opérateur de décalage sur les suites stationnaires:

$$L : (Y_t)_{t \geq 0} \mapsto \left(L(Y)_t = \begin{cases} Y_{t-1} & \text{si } t \geq 1 \\ 0 & \text{si } t = 0 \end{cases} \right)_{t \geq 0}$$

(ici, (Y_t) est une suite stationnaire). Pour un polynôme $P \in \mathbb{C}[X]$ ($P(X) = \alpha_0 + \alpha_1 X + \cdots + \alpha_n X$, n étant le degré de P), nous définissons l'opérateur $P(L)$ par :

$$P(L) : (Y_t)_{t \geq 0} \mapsto (P(L)(Y)_t) \text{ avec } P(L)(Y)_t = \begin{cases} \alpha Y_t + \alpha_1 Y_{t-1} + \cdots + \alpha_n Y_{t-n} & \text{si } t \geq n, \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Nous remarquons que pour deux polynômes P et Q :

$$P(L)Q(L) = (PQ)(L),$$

où le produit de gauche est la composition.

LEMMA 1. *Pour λ un nombre complexe de module < 1 , l'opérateur $1 - \lambda L$ admet pour inverse*

$$(1 - \lambda L)^{-1} = \sum_{k=0}^{+\infty} (\lambda L)^k.$$

PROOF. Pour toute suite stationnaire $(Y_t)_{t \geq 0}$, nous regardons à t fixé :

$$\sum_{k=0}^{+\infty} ((\lambda L)^k Y)_t = \sum_{k=0}^t \lambda^k Y_{t-k},$$

qui est une somme finie. Donc la suite

$$\left(\sum_{k=0}^{+\infty} (\lambda L)^k Y \right)_{t \geq 0}$$

est bien définie. Nous avons

$$\begin{aligned} Y = (Y_0, Y_1, \dots) &\xrightarrow{\sum_{k=0}^{+\infty} (\lambda L)^k} (Y_0, Y_1 + \lambda Y_0, Y_2 + \lambda Y_1 + \lambda^2 Y_0, \dots) \\ &\xrightarrow{1 - \lambda L} (Y_0, (Y_1 + \lambda Y_0) - \lambda Y_0, (Y_2 + \lambda Y_1 + \lambda^2 Y_0) - \lambda(Y_1 + \lambda Y_0) - \lambda^2 Y_0, \dots) \\ &= (Y_0, Y_1, Y_2, \dots). \end{aligned}$$

Donc $(1 - \lambda L) \sum_{k=0}^{+\infty} (\lambda L)^k = \text{Id}$. On montre facilement de même que $\sum_{k=0}^{+\infty} (\lambda L)^k (1 - \lambda L) = \text{Id}$. \square

3. Les processus auto-régressifs

DÉFINITION 2. *Un processus (X_t) est dit auto-régressif d'ordre p centré s'il vérifie*

$$(3) \quad X_t = \epsilon_t + \sum_{j=1}^p a_j X_{t-j}, \text{ pour tout } t \geq 0$$

(avec $p \in \mathbb{N}^*$, $a_p \neq 0$) avec des ϵ_t qui forment un bruit blanc centré de variance σ^2 ($p \in \mathbb{N}^*$, $a_1, \dots, a_p \in \mathbb{R}$), tels que ϵ_t est indépendant de X_{t-1}, X_{t-2}, \dots pour tout t . Par convention : $X_{-k} = 0$ pour tout k dans \mathbb{N}^* . On dira aussi que (X_t) est un processus AR(p).

On dit que le X_t "s'explique" par les p observations précédentes $(X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-p})$. Dans cette définition, le processus (ϵ_t) s'appelle processus des innovations.

EXAMPLE 2. $AR(1)$

$$(4) \quad Y_t = aY_{t-1} + e_t$$

Nous supposons que la série est stationnaire, et de moyenne zéro

- $Var(Y_t) = \frac{\sigma_e^2}{1-a^2}$
- $Cov(Y_t, Y_{t-1}) = \frac{a\sigma_e^2}{1-a^2}$ et $Cov(Y_t, Y_{t-k}) = a^k \frac{\sigma_e^2}{1-a^2}$
- $Corr(Y_t, Y_{t-1}) = a$ et $Corr(Y_t, Y_{t-k}) = a^k$

RÉMARQUE 1. De la variance on pourrait suspecter la condition $|a| < 1$ mais pour le justifier rigoureusement on doit d'aller plus loin sur les propriétés d'un modèle AR.

L'inversion d'un modèle AR(1) et la condition pour la stationnarité

Nous rendrons le modèle AR(1) sous la forme récursif (c'est à dire, nous chercherons à faire la recursion sur les valeurs précédentes de la série)

$$Y_t = aY_{t-1} + e_t = e_t + a \underbrace{(aY_{t-2} + e_{t-1})}_{Y_{t-1}}$$

Si nous répétons la substitution $k - 1$ fois, nous arrivons à

$$(5) \quad Y_t = e_t + ae_{t-1} + a^2e_{t-2} + \cdots + a^{k-1}e_{t-k+1} + a^ke_{t-k}$$

Ce qui ressemble à le modèle 2, et en plus, si nous laissons $k \rightarrow \infty$, alors nous récupérons modèle 2 et la condition pour la stationnarité.

EXAMPLE 3. $AR(2)$

$$(6) \quad Y_t = a_1Y_{t-1} + a_2Y_{t-2} + e_t$$

en utilisant l'opérateur de décalage L , avec $L(Y_t) = Y_{t-1}$ et en general $L^k(Y_t) = Y_{t-k}$ alors 6 pourrait être écrit:

$$(7) \quad (1 - a_1L - a_2L^2)Y_t = e_t$$

par 7 on appelle polynôme caractéristique:

$$(8) \quad 1 - a_1z - a_2z^2 = 0$$

Pour que $(1 - \phi_1L - \phi_2L^2)$ soit invertible, il faut placer les conditions sur les racines de 8. Après, changer le côté de 7

$$(9) \quad \psi(L) = \frac{1}{1 - a_1L - a_2L^2}$$

$$(10) \quad Y_t = \psi(L)e_t$$

Alors pour inverser le modèle AR à MA on a besoin de développer 9 aux puissants de L par la série géométrique,

$$\frac{1}{1 - a_1L - a_2L^2} = 1 + a_1L + a_2L^2 + \cdots$$

Ainsi de 10

$$(11) \quad Y_t = e_t + a_1e_{t-1} + a_2e_{t-2} + \cdots$$

Nous arrivons à la forme inversée infini. Pour préciser la forme des coefficients ψ_i à 11, soit r_1, r_2 les racines du polynôme caractéristique et $R_{1,2} = \frac{1}{r_{1,2}}$, on a la factorisation

$$\begin{aligned} \frac{1}{1 - a_1z - a_2z^2} &= \frac{1}{(1 - R_1z)(1 - R_2z)} = \frac{A}{1 - R_1z} + \frac{B}{1 - R_2z} \\ A &= \frac{r_2}{r_2 - r_1} \quad B = \frac{-r_1}{r_2 - r_1} \end{aligned}$$

$$(12) \quad \frac{1}{1 - a_1 z - a_2 z^2} = \sum_{i=0}^{\infty} (AR_1^i + BR_2^i) z^i$$

C'est facile de vérifier par 12 que $\psi_0 = 1$

Par cette dérivation, il est clair que on a besoin d'étudier les racines du polynôme caractéristique.

Etude des racines du polynôme caractéristique

Pour $AR(2)$ d'être inversible et alors stationnaire il faut que ses racines sont hors du cercle unitaire. Nous montrerons quelques conditions pour les coefficients de 6. Nous savons que.

$$r_{1,2} = \frac{a_2 \sqrt{a_1 + 4a_2}}{-2a_2}$$

Et

$$R_1 = \frac{1}{r_2} = \frac{a_1 - \sqrt{a_1 + 4a_2}}{2} \quad R_2 = \frac{a_1 + \sqrt{a_1 + 4a_2}}{2}$$

Par 12 est claire qu'il faut $|R_i| < 1$ for $i = 1, 2$

: **Racines réelles** Pour avoir deux solutions réelles il faut $a_1^2 + 4a_2 \geq 0$

$$-1 < \frac{a_1 - \sqrt{a_1 + 4a_2}}{2} < \frac{a_1 + \sqrt{a_1 + 4a_2}}{2} < 1$$

en faisant les calculs nécessaires on arrive à les conditions

$$a_2 - a_1 < 1 \quad \text{et} \quad a_2 + a_1 < 1$$

: **Racines complexes** Pour avoir deux solutions complexes il faut $a_1^2 + 4a_2 < 0$. Ici, les $R_{1,2}$ sont complex conjugates et

$$|R_1| = |R_2| < 1 \Leftrightarrow |R_1|^2 < 1$$

$$|R_1|^2 = \frac{a_1^2 + (-a_1^2 - 4a_2)}{4} = -a_2$$

Et alors $|a_2| < 1$

PROPOSITION 1. On associe le polynôme de $\mathbb{R}[X]$ suivant à l'équation (3)

$$A(X) = 1 - a_1 X - \cdots - a_p X^p.$$

Si les racines (dans \mathbb{C}) de ce polynôme sont toutes de module strictement supérieur à 1 alors il existe un processus stationnaire (X_t) vérifiant (3) et tel que ϵ_t est le bruit d'innovation pour ce processus (c'est à dire que, pour tout t , ϵ_t est indépendant de X_{t-1}, X_{t-2}, \dots).

RÉMARQUE 2. La condition "racines de A de module > 1 " n'est pas nécessaire à l'existence d'une suite stationnaire vérifiant (3). Voir le chapitre 5 de l'édition en anglais de [?] pour plus de détails.

PROOF. On peut toujours développer la fraction rationnelle $1/A(z)$ ($z \in \mathbb{C}$) dans un voisinage de 0

$$\begin{aligned} \frac{1}{A(z)} &= \frac{1}{1 - a_1 z - \cdots - a_p z^p} = 1 - (a_1 z + \cdots + a_p z^p) - (a_1 z + \cdots + a_p z^p)^2 - \dots \\ &\quad = 1 + \alpha_1 z + \alpha_2 z^2 + \dots \end{aligned}$$

pour certains coefficients $\alpha_1, \alpha_2, \dots$ (on remarque que ces coefficients sont dans \mathbb{R}). Plus précisément, nous avons pour tout z ,

$$\frac{1}{A(z)} = \prod_{i=1}^p \left(\frac{1}{1 - u_i z} \right),$$

où l'ensemble des racines de A est $\{1/u_1, \dots, 1/u_p\}$ (les racines apparaissent avec leur multiplicité). Donc, pour z tel que $|z| < \inf_i(1/|u_i|)$, nous pouvons développer en produit de séries entières

$$\frac{1}{A(z)} = \prod_{i=1}^p \left(\sum_{k=0}^{+\infty} u_i^k z^k \right).$$

Quand on développe le produit ci-dessus, le coefficient de z^n est

$$\alpha_n = \sum_{\substack{j_1, \dots, j_p \geq 0 \\ j_1 + \dots + j_p = n}} u_1^{j_1} \dots u_p^{j_p}.$$

Donc

$$(13) \quad |\alpha_n| \leq (\sup_i |u_i|)^n \frac{(n+1)^p}{p!}$$

(nous utilisons : $\#\{(j_1, \dots, j_p) \in (\mathbb{N})^p : j_1 + \dots + j_p = n\} = \frac{(n+1)^p}{p!}$, qui nécessite un petit calcul).

On suppose que l'on dispose d'un bruit blanc $(\epsilon_k)_{k \in \mathbb{Z}}$. On fixe t dans \mathbb{N} et on s'intéresse à la suite $(Y_k = \epsilon_t + \alpha_1 \epsilon_{t-1} + \dots + \alpha_k \epsilon_{t-k})_{k \geq 1}$. La série $\sum_{n \geq 1} |\alpha_n|$ est convergente (petit exercice sur la convergence des séries, c'est ici que l'on utilise que $\sup_i |u_i| < 1$) donc la série $\sum_{n \geq 1} \alpha_n^2$ aussi. En particulier, pour tout $\delta > 0$, il existe N dans \mathbb{N} tel que

$$n \geq N \Rightarrow \forall k \geq 0, \alpha_n^2 + \alpha_{n+1}^2 + \dots + \alpha_{n+k}^2 < \delta.$$

Pour tout $n > N$ et $k \geq 0$, nous avons alors

$$\begin{aligned} \mathbb{E}((Y_n - Y_{n+k})^2) &= \mathbb{E}((\alpha_{n+1} \epsilon_{t-n-1} + \dots + \alpha_{n+k} \epsilon_{t-n-k})^2) \\ &= (\alpha_{n+1}^2 + \dots + \alpha_{n+k}^2) \sigma^2 \\ &< \delta \end{aligned}$$

Donc la suite $(Y_n)_{n \geq 1}$ est une suite de Cauchy dans $L^2(\mathbb{P})$ (l'espace des variables aléatoires réelles de carré intégrable, muni de la norme L^2). Comme cet espace est complet, la suite $(Y_n)_{n \geq 1}$ converge dans L^2 vers une limite que nous noterons X_t . Nous pouvons écrire

$$(14) \quad X_t = \epsilon_t + \alpha_1 \epsilon_{t-1} + \alpha_2 \epsilon_{t-2} + \dots$$

(en considérant le terme de droite comme une limite dans L^2).

Nous aimerais montrer que cette limite a aussi lieu p.s. Soit $\delta > 0$. For all $n \geq 1$,

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(|Y_n - X_t| \geq \delta) &= \mathbb{P}((\alpha_{n+1} \epsilon_{t-n-1} + \alpha_{n+2} \epsilon_{t-n-2} + \dots)^2 \geq \delta^2) \\ (\text{inégalité de Markov}) &\leq \frac{\mathbb{E}((\alpha_{n+1} \epsilon_{t-n-1} + \alpha_{n+2} \epsilon_{t-n-2} + \dots)^2)}{\delta^2} \\ &= \frac{\sigma^2(\alpha_{n+1}^2 + \alpha_{n+2}^2 + \dots)}{\delta^2}. \end{aligned}$$

Et donc

$$\begin{aligned} \sum_{n \geq 1} \mathbb{P}(|Y_n - X_t| \geq \delta) &\leq \sum_{n \geq 1} \frac{\sigma^2(\alpha_{n+1}^2 + \alpha_{n+2}^2 + \dots)}{\delta^2} \\ &= \frac{\sigma^2}{\delta^2} \sum_{n \geq 2} (n-1) \alpha_n^2 \\ &< \infty \end{aligned}$$

(petit exercices sur les séries à partir de l'équation (13)). Le lemme de Borel-Cantelli nous dit que, p.s., il existe un N tel que, pour $n > N$, $|Y_n - X_t| < \delta$. Ceci est valable pour tout $\delta > 0$, donc (attention, nous sautons une étape de la démonstration) $Y_n \xrightarrow[n \rightarrow +\infty]{\text{p.s.}} X_t$.

Montrons que les X_t que nous venons de définir vérifient la relation de récurrence (3). Nous avons, pour tout t ,

$$\begin{aligned} X_t - a_1 X_{t-1} - \cdots - a_p X_{t-p} &= \epsilon_t + \alpha_1 \epsilon_{t-1} + \alpha_2 \epsilon_{t-2} + \dots \\ &\quad - a_1(\epsilon_{t-1} + \alpha_1 \epsilon_{t-2} + \alpha_2 \epsilon_{t-3} + \dots) \\ &\quad - \dots \\ &\quad - a_p(\epsilon_{t-p} + \alpha_1 \epsilon_{t-p-1} + \alpha_2 \epsilon_{t-p-2} + \dots) \\ (\text{convention } \alpha_0 = 1) &= \epsilon_t + \epsilon_{t-1}(\alpha_1 - a_1) + \epsilon_{t-2}(\alpha_2 - a_1 \alpha_1 - a_2) \\ &\quad + \dots \\ &\quad + \epsilon_{t-k}(\alpha_k - \sum_{1 \leq i \leq k \wedge p} \alpha_{k-i} a_i) \\ &\quad + \dots \end{aligned}$$

Nous avons, pour tout z dans un voisinage adéquat de 0,

$$\begin{aligned} 1 &= A(z) \times \frac{1}{A(z)} \\ &= (1 - a_1 z - \cdots - a_p z^p) \times (1 + \alpha_1 z + \alpha_2 z^2 + \dots). \end{aligned}$$

Si nous développons ce dernier produit, nous trouvons une série entière dans laquelle le coefficient de z^n ($n \geq 1$) est

$$\alpha_n - \sum_{1 \leq i \leq n \wedge p} \alpha_{n-i} a_i,$$

qui doit être nul puisque la série vaut 1. Donc

$$X_t - a_1 X_{t-1} - \cdots - a_p X_{t-p} = \epsilon_t.$$

On montre facilement que la suite $(X_t)_{t \geq 1}$ est stationnaire (exercice) (voir la définition ??). \square

PROPOSITION 2. *S'il existe un processus stationnaire $(X_t)_{t \geq 0}$ satisfaisant la relation de récurrence de l'équation (3) alors sa fonction d'auto-covariance vérifie :*

$$(15) \quad \text{pour } h > 0, \sigma(h) = a_1 \sigma(h-1) + a_2 \sigma(h-2) + \cdots + a_p \sigma(h-p),$$

$$\text{et } \sigma(0) = \sigma^2 + a_1 \sigma(1) + a_2 \sigma(2) + \cdots + a_p \sigma(p),$$

et sa fonction d'auto-corrélation vérifie

$$\text{pour } h > 1, \rho(h) = a_1 \rho(h-1) + a_2 \rho(h-2) + \cdots + a_p \rho(h-p).$$

PROOF. Nous avons pour tout t et tout $h \geq 1$,

$$\begin{aligned} \text{Cov}(X_t X_{t+h}) &= \mathbb{E}(X_t X_{t+h}) \\ \sigma(h) &= \mathbb{E}(X_t(\epsilon_{t+h} + \sum_{i=1}^p a_i X_{t+h-i})) \\ \sigma(h) &= 0 + \sum_{i=1}^p a_i \sigma(h-i) \end{aligned}$$

et

$$\begin{aligned}
\sigma(0) = \mathbb{V}(X_t) &= \mathbb{E}(X_t(\epsilon_t + \sum_{i=1}^p a_i X_{t-i})) \\
&= \mathbb{E}(X_t \epsilon_t) + \sum_{i=1}^p a_i \sigma(i) \\
&= \mathbb{E}((\epsilon_t + \sum_{i=1}^p a_i X_{t-i}) \epsilon_t) + \sum_{i=1}^p a_i \sigma(i) \\
(\text{car } \epsilon_t \text{ ind. de } X_j \text{ pour } j < t) &= \sigma^2 + \sum_{i=1}^p a_i \sigma(i).
\end{aligned}$$

□

Le polynôme caractéristique de la relation de récurrence de l'équation (15) est

$$\begin{aligned}
B(X) = X^p - a_1 X^{p-1} - \cdots - a_p &= X^p \left(1 - \frac{a_1}{X} - \cdots - \frac{a_p}{X^p}\right) \\
&= X^p A\left(\frac{1}{X}\right).
\end{aligned}$$

Donc, si les racines de A sont de modules > 1 , alors celle de B sont de module < 1 . Si les racines de B sont distinctes égales à $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$, les solutions de (15) sont de la forme

$$\sigma(h) = \sum_{i=1}^p c_i \lambda_i^h$$

(voir [?], p. 196 pour plus de détails). On en déduit le résultat suivant.

LEMMA 2. *S'il existe un processus stationnaire $(X_t)_{t \geq 0}$ satisfaisant la relation de récurrence de l'équation (3) et si le polynôme de la relation de récurrence a des racines qui sont toutes de module > 1 , alors la fonction d'auto-covariance du processus décroît exponentiellement quand $h \rightarrow +\infty$ (et donc sa fonction d'auto-corrélation a le même comportement).*

PROPOSITION 3. *S'il existe un processus stationnaire $(X_t)_{t \geq 0}$ satisfaisant la relation de récurrence de l'équation (3) alors sa fonction d'auto-corrélation partielle vérifie :*

$$r(h) = 0 \text{ si } h \geq p+1.$$

PROOF. Soit $h \geq p+1$. Nous calculons pour t quelconque :

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}(X_{t+h}|X_{t+1}, \dots, X_{t+h-1}) &= \mathbb{E}(\epsilon_{t+h} + a_1 X_{t+h-1} + \cdots + a_p X_{t+h-p}|X_{t+1}, \dots, X_{t+h-1}) \\
&= a_1 X_{t+h-1} + \cdots + a_p X_{t+h-p}, \\
X_{t+h} - \mathbb{E}(X_{t+h}|X_{t+1}, \dots, X_{t+h-1}) &= \epsilon_{t+h},
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}(X_t|X_{t+1}, \dots, X_{t+h-1}) &= \\
\mathbb{E}\left(-\frac{1}{a_p}(X_{t+p} - \epsilon_{t+p} - a_1 X_{t+p-1} - \cdots - a_{p-1} X_{t+1})|X_{t+1}, \dots, X_{t+h-1}\right) &= \\
-\frac{1}{a_p}(X_{t+p} - a_1 X_{t+p-1} - \cdots - a_{p-1} X_{t+1}), \\
X_t - \mathbb{E}(X_t|X_{t+1}, \dots, X_{t+h-1}) &= \frac{\epsilon_{t+p}}{a_p}.
\end{aligned}$$

Donc

$$\text{Cov}(X_{t+h} - \mathbb{E}(X_{t+h}|X_{t+1}, \dots, X_{t+h-1}), X_t - \mathbb{E}(X_t|X_{t+1}, \dots, X_{t+h-1})) = 0.$$

□

4. Les processus en moyenne mobile

DÉFINITION 3. *Un processus en moyenne mobile d'ordre q est un processus de la forme*

$$(16) \quad X_t = \epsilon_t + b_1\epsilon_{t-1} + \cdots + b_q\epsilon_{t-q}, \text{ pour tout } t \geq 0$$

(avec $q \in \mathbb{N}^*$, $b_q \neq 0$) avec des (ϵ_t) qui forment un bruit blanc centré de variance σ^2 . Par convention : $\epsilon_{-k} = 0$ pour tout k dans \mathbb{N}^* . On dira aussi que (X_t) est un processus $MA(q)$.

Pour un bruit blanc centré (ϵ_t) , un tel processus existe toujours et est toujours stationnaire.

PROPOSITION 4. *L'auto-covariance d'un processus $MA(q)$ vérifiant l'équation (16) vérifie, pour $h \geq 0$,*

$$\sigma(h) = \begin{cases} \sigma^2 \sum_{k=0}^{q-h} b_k b_{k+h} & \text{si } h \leq q, \\ 0 & \text{si } h > q, \end{cases}$$

sous la convention $b_0 = 1$.

PROOF. Nous calculons

$$\begin{aligned} \mathbb{E}(X_t X_{t+h}) &= \mathbb{E}\left(\left(\sum_{k=0}^q \epsilon_{t-k} b_k\right) \times \left(\sum_{k=0}^q \epsilon_{t+h-k} b_k\right)\right) \\ &= \begin{cases} 0 & \text{si } h > q, \\ \sum_{k=q}^{q-h} \mathbb{E}(\epsilon_{t-k} b_k \epsilon_{t-h+k} b_k) & \text{sinon.} \end{cases} \end{aligned}$$

□

De la proposition 1 et de l'équation (14), nous déduisons le corollaire suivant.

COROLLAIRE 1. *Sous les hypothèses de la proposition 1, le processus $AR(p)$ stationnaire vérifiant l'équation de récurrence (3) peut s'écrire comme un processus AM d'ordre infini (au sens de l'équation (14) (dans laquelle la limite a lieu p.s. et dans L^2).*

La démonstration du résultat suivant étant similaire à la démonstration de la proposition 1, nous le citons comme un simple corollaire.

COROLLAIRE 2. *Si $(X_t)_{t \geq 0}$ est un processus $AM(q)$ satisfaisant l'équation (16) et si le polynôme $B(X) = 1 + b_1X + \cdots + b_qX^q$ n'admet que des racines de module > 1 , alors (X_t) peut s'écrire comme un processus AR d'ordre infini et tel que ϵ_t est le bruit d'innovation pour ce processus.*

En particulier, sa fonction d'auto-corrélation partielle vérifie :

$$r(h) \xrightarrow[h \rightarrow +\infty]{} 0.$$

En effet, en partant de l'équation (16), on peut exprimer ϵ_t en fonction de X_t, X_{t-1}, \dots pour tout t (de même qu'en partant de l'équation (3), on peut exprimer X_t en fonction de $\epsilon_t, \epsilon_{t-1}, \dots$ pour tout t). Pour plus de détail voir [?] (ces questions sont développées au chapitre 5 de l'édition en anglais de ce livre).

5. Les processus mixtes ARMA(p,q).

DÉFINITION 4. Un processus auto-régressif en moyenne mobile d'ordres p, q (tels que $p \times q \neq 0$) est un processus qui peut s'écrire

$$(17) \quad X_t = \sum_{k=1}^p a_k X_{t-k} + \sum_{j=0}^q b_j \epsilon_{t-j}, \text{ pour tout } t \geq 0,$$

où les (ϵ_j) sont des bruits blancs centrés de variance σ^2 . Par convention : $X_{-k} = \epsilon_{-k}$ pour tout k dans \mathbb{N}^* . On dira aussi que (X_t) est un processus ARMA(p, q).

On peut toujours écrire

$$X_t - a_1 X_{t-1} - \cdots - a_p X_{t-p} = \epsilon_t + b_1 \epsilon_{t-1} + \cdots + b_q \epsilon_{t-q},$$

d'où la relation

$$\begin{aligned} \text{Cov}(X_{t+h} - a_1 X_{t+h-1} - \cdots - a_p X_{t+h-p}, X_t) &= \sigma(h) - a_1 \sigma(h-1) - \cdots - a_p \sigma(h-p) \\ &= \text{Cov}(\epsilon_{t+h} + b_1 \epsilon_{t+h-1} + \cdots + b_q \epsilon_{t+h-q}, X_t). \end{aligned}$$

Cette dernière quantité est nulle dès que $h > q$. Les auto-covariances d'un processus ARMA(p, q) vérifie donc la même relation de récurrence que celles d'un processus AR(p) à partir d'un certain rang. Donc ces auto-covariances (ainsi que les auto-corrélations correspondantes) convergent exponentiellement vite vers 0 à l'infini.

PROPOSITION 5. On s'intéresse à la relation de récurrence (17) ci-dessus. On définit les polynômes

$$A(X) = 1 - a_1 X - \cdots - a_p X^p, \quad B(X) = 1 + b_1 X + \cdots + b_q X^q.$$

Si les racines de A et B sont de modules > 1 , alors il existe un processus stationnaire vérifiant la relation (17) et tel que ϵ_t est le bruit d'innovation pour ce processus.

Si les racines de A et B sont de module > 1 alors : " (X_t) ne vérifie pas de relation de récurrence plus courte que (17)" implique " A et B n'ont pas de racine commune ". Si on suppose, de plus, que les (ϵ_t) ont des densités par rapport à la mesure de Lebesgue, alors les deux propositions sont équivalentes.

RÉMARQUE 3. Pour plus de détail voir [?] (ces questions sont développées au chapitre 5 de l'édition en anglais de ce livre).

DÉMONSTRATION PARTIELLE DE LA PROPOSITION 5. Supposons que A et B n'ont que des racines de module > 1 . Supposons, de plus, que A et B ont une racine commune, nous allons montrer que (X_t) et (ϵ_t) vérifie une relation plus courte que (17). Notons $1/\lambda$ une racine commune à A et B . Nous avons donc $p \geq 1$ et $q \geq 1$. Nous pouvons écrire

$$A(X) = (1 - \lambda X) A_1(X), \quad B(X) = (1 - \lambda X) B_1(X)$$

avec A_1 polynôme de degré $p-1$ et B_1 polynôme de degré $q-1$. Nous avons

$$\begin{aligned} A(L)X &= B(L)\epsilon \\ (1 - \lambda L)A_1(L)X &= (1 - \lambda L)B_1(L)\epsilon \\ (1 - \lambda L)^{-1}(1 - \lambda L)A_1(L)X &= (1 - \lambda L)^{-1}(1 - \lambda L)B_1(L)\epsilon \\ A_1(L)(X) &= B_1(L)\epsilon. \end{aligned}$$

□

EXAMPLE 4. Soient

$$A(X) = \left(1 - \frac{X}{2}\right) \left(1 - \frac{X}{3}\right), \quad B(X) = \left(1 - \frac{X}{2}\right) \left(1 + \frac{X}{4}\right).$$

Nous avons

$$\begin{aligned} A(X) &= 1 - \frac{5}{6}X + \frac{X^2}{6}, \\ B(X) &= 1 - \frac{X}{4} - \frac{X^2}{8}. \end{aligned}$$

On s'intéresse au processus ARMA(2,2) (stationnaire) vérifiant la relation de récurrence :

$$(18) \quad X_t - \frac{5}{6}X_{t-1} + \frac{1}{6}X_{t-2} = \epsilon_t - \frac{1}{4}\epsilon_{t-1} - \frac{1}{8}\epsilon_{t-2}.$$

Les polynômes caractéristiques de cette relation sont les A , B ci-dessus. Ils ont une racine commune (2). Nous allons montrer que (X_t) , (ϵ_t) vérifient une relation de récurrence plus courte que (18). Soit la suite

$$\begin{aligned} (Y_0, Y_1, Y_2, \dots, Y_t, \dots) &= (X_0, X_1 - \frac{5}{6}X_0, X_2 - \frac{5}{6}X_1 + \frac{1}{6}X_0, \dots, X_t - \frac{5}{6}X_{t-1} + \frac{1}{6}X_{t-2}, \dots) \\ &= (\epsilon_0, \epsilon_1 - \frac{1}{4}\epsilon_0, \epsilon_2 - \frac{1}{4}\epsilon_1 - \frac{1}{8}\epsilon_0, \dots, \epsilon_t - \frac{1}{4}\epsilon_{t-1} - \frac{1}{8}\epsilon_{t-2}, \dots). \end{aligned}$$

Par convention, $X_{-k} = \epsilon_{-k} = 0$ pour tout k dans \mathbb{N}^* . Et donc :

$$X_0 = X_0 - \frac{5}{6}X_{-1} + \frac{1}{6}X_{-2}, \quad X_1 = X_1 - \frac{5}{6}X_0 + \frac{1}{6}X_{-1}.$$

Calculons maintenant

$$(Y_0, Y_1 + \frac{1}{2}Y_0, Y_2 + \frac{1}{2}Y_1 + \frac{1}{2^2}Y_2, \dots, Y_t + \frac{1}{2}Y_{t-1} + \dots + \frac{1}{2^t}Y_0, \dots).$$

Le terme général de cette suite est

$$Y_t + \frac{1}{2}Y_{t-1} - \dots + \frac{1}{2^t}Y_0 = \sum_{k=0}^{+\infty} \frac{1}{2^k} Y_{t-k},$$

puisque les termes de la somme sont nuls à parti d'un certain rang. Donc, pour tout $t \geq 0$:

$$\begin{aligned} Y_t + \frac{1}{2}Y_{t-1} - \dots + \frac{1}{2^t}Y_0 &= \sum_{k=0}^{+\infty} \frac{1}{2^k} \left(X_{t-k} - \frac{5}{6}X_{t-k-1} + \frac{1}{6}X_{t-k-2} \right) \\ &= X_t + \left(-\frac{5}{6}X_{t-1} + \frac{1}{2}X_{t-1} \right) + \sum_{j=2}^{+\infty} X_{t-j} \left(\frac{1}{2^j} - \frac{1}{2^{j-1}} \frac{5}{6} + \frac{1}{2^{j-2}} \frac{1}{6} \right) \\ &= X_t - \frac{1}{3}X_{t-1} + \sum_{j=2}^{+\infty} X_{t-j} \frac{1}{2^j} A(2) \\ &= X_t - \frac{1}{3}X_{t-1}. \end{aligned}$$

De même :

$$\begin{aligned} Y_t + \frac{1}{2}Y_{t-1} - \dots + \frac{1}{2^t}Y_0 &= \sum_{k=0}^{+\infty} \frac{1}{2^k} \left(\epsilon_{t-k} - \frac{1}{4}\epsilon_{t-k-1} - \frac{1}{8}\epsilon_{t-k-2} \right) \\ &= \epsilon_t + \left(-\frac{1}{4}\epsilon_{t-1} + \frac{1}{2}\epsilon_{t-1} \right) + \sum_{j=2}^{+\infty} \epsilon_{t-j} \left(\frac{1}{2^j} - \frac{1}{2^{j-1}} \frac{1}{4} - \frac{1}{2^{j-2}} \frac{1}{8} \right) \\ &= \epsilon_t + \frac{1}{4}\epsilon_{t-1} + \sum_{j=2}^{+\infty} \epsilon_{t-j} \frac{1}{2^j} B(2) \\ &= \epsilon_t + \frac{1}{4}\epsilon_{t-1}. \end{aligned}$$

Nous avons donc la relation :

$$X_t - \frac{1}{3}X_{t-1} = \epsilon_t + \frac{1}{4}\epsilon_{t-1}, \text{ pour tout } t \in \mathbb{N}^*.$$

6. Tableau des propriétés

Modèle	$MA(q)$	$AR(p)$	$ARMA(p,q)$
auto-corrélation	$\rho(h) = 0$ si $h > q$	$\rho(h) \xrightarrow[h \rightarrow +\infty]{} 0$	$\rho(h) \xrightarrow[h \rightarrow +\infty]{} 0$
auto-corrélation partielle	$r(h) \xrightarrow[h \rightarrow +\infty]{} 0$	$r(h) = 0$ si $h > p$	$r(h) \xrightarrow[h \rightarrow +\infty]{} 0$

TABLE 1. Tableau des propriétés

Voir à la fin du chapitre pour des illustrations de ce tableau (pages tirées du polycopié [?]).

Ces propriétés servent à identifier la nature des séries temporelles. Sous R, on utilisera les fonctions `acf`, `pacf` qui tracent, respectivement, les $\hat{\rho}(h)$ et les $\hat{r}(h)$ (les auto-corrélations empiriques et les auto-corrélations partielles empiriques). Le logiciel trace en plus un niveau bleu horizontal en $y = m_\alpha$ tel que pour tout h , $\mathbb{P}(|\hat{\rho}(h)| \geq m_\alpha | \rho(h) = 0) = \alpha$ (en général, le niveau α est fixé à 0,05) (la situation est la même pour les auto-corrélations partielles empiriques). On peut fixer α en ajoutant l'option : `acf(..., ci=alpha)`. Un $\hat{\rho}(h)$ sous la courbe bleue est donc non significatif (au niveau α). Le raisonnement est le suivant : on suppose $\rho(h) = 0$, si $|\hat{\rho}(h)| < m_\alpha$, on considère qu'il n'est pas nécessaire de revenir sur cette hypothèse de départ. La probabilité de rejeter à tort l'hypothèse "nulle" ($\rho(h) = 0$) est α .

Mais quand on veut utiliser le tableau ci-dessus, on cherche à savoir à partir de quel indice les $\rho(h)$ sont nuls (par exemple), pas si l'un d'eux est nul¹. Si on s'intéresse à la nullité de $(\rho(n), \rho(n+1), \dots, \rho(n+l-1))$, on pourrait vouloir trouver β tel que

$$\mathbb{P}(\exists h \in \{n, n+1, \dots, n+l-1\}, \hat{\rho}(h) \geq m_\beta | (\rho(n), \dots, \rho(n+l-1)) = (0, \dots, 0)) \leq \alpha.$$

Les $\hat{\rho}(h)$ sont supposés indépendants donc la probabilité ci-dessus est

$$\begin{aligned} 1 - \mathbb{P}(\forall h, |\hat{\rho}(h)| < m_\beta | \dots) &= 1 - (1 - \beta)^l \\ &= l\beta + o(\beta) \end{aligned}$$

(quand β est petit). Donc on prend, en général, $\beta = \alpha/l$.

Si on appelle les fonctions `acf` ou `pacf` sans préciser le `lag.max`, le logiciel le fixe par défaut à $10 \log_{10}(n)$ (où n est la longueur de la série). La raison est que l'on ne veut pas prendre le `lag.max` trop grand parce que les moyennes empiriques ne convergent pas bien pour h grand. On conseille en général de prendre $n \geq 50$ et $h \leq n/4$ (voir [?], p. 60 et [?], p. 32).

7. Les modèles des séries non-stationnaires

N'importe quand une série n'a pas moyenne constante, elle est non-stationnaire. Pour une série d'être stationnaire il faut que son moyen et sa covariance ne dépend pas au temps t . Nous commençons par quelques exemples des processus non-stationnaires. Dans toutes les examples essayez vous-mêmes de calculer l'espérance, covariance etc pour devenir à l'aise avec les sommes infinies et calculs.

¹Voir <https://xkcd.com/882/> sur le problème des tests multiples.

EXAMPLE 5. Soit un processus X_t , $\mathbb{E}[X_t] = 0$ et une fonction de moyenne non-constant μ_t , $\mathbb{E}[\mu_t] = c(t)$

$$Y_t = \mu_t + X_t$$

est une série non-stationnaire. On peut aller plus loin dans cette “catégorie” des modèles non-stationnaires en écrivant l’exemple à la forme

$$(19) \quad Y_t = a + \delta t + \psi(L)e_t$$

$\psi(L)$ comme à 9 , une partie de la série a une tendance linéaire et l’autre est stationnaire.

Devoir 1

Calculer : l’espérance, la variance, covariance et la corrélation de la processus

$$Y_t = a + \delta t + e_t$$

EXAMPLE 6. Soit un processus pour lequel la condition de la stationnarité est violée.

$$Y_t = 3Y_{t-1} + e_t$$

En transformant la série en fonction des bruits précédents

$$Y_t = e_t + 3e_{t-1} + 3^2e_{t-2} + \cdots + 3^{k-1}e_1 + 3^k Y_0$$

On remarque que les coefficients ne se tend pas vers zéro.

EXAMPLE 7. Marche Aléatoire avec dérive

$$(20) \quad Y_t = Y_{t-1} + \delta + e_t$$

Ici, $\delta \in \mathbb{R}$ est la dérive, si $\delta = 0$ on reviens à la cas classique d’une marche aléatoire.

Devoir 2

Calculer : l’espérance, la variance, la covariance et la corrélation du marche aléatoire avec dérive. Vérifier qu’il s’agit d’un processus non-stationnaire.

Toutes les exemples montrent différents cas de non-stationnarité et toujours

) En gross, on pourrait identifier deux catégories de pathologie: soit que il y a En général, dans une série non-stationnaire, l’influence des valeurs precedents augmente. On peut appeler cette comportement explosif.

7.1. Les processus ARIMA. Dans cette section nous nous occupons avec les cas ou la source de la non-stationnarité est la violation des conditions du polynôme characteristic comme il était montré par les exemples précédents. Pour un processus $AR(1)$ il faut que la racine du polynôme soit entre 1, -1 strictement. On peut écrire l’exemple 3 en utilisant l’opérateur de décalage du temps (lag) comme

$$(1 - L)Y_t = \delta + e_t$$

Ici, il est clair qu’il s’agit d’ une racine unitaire, et alors ce n’est pas possible de tourner le modèle en forme rétroactif convergante. Mais si on prendre les premières difference on voit que

$$(21) \quad \Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1} = \delta + e_t$$

qui donne une série stationnaire. Le même argument s’applique aussi à la cas générale de la forme

$$(22) \quad (1 - L)Y_t = \delta + \psi(L)e_t$$

et on appelle cette catégorie des processus non-stationnaires, *processus de racine unitaire (unit root processes)* et le processus qui sort des differences, *processus intégré d’ordre 1, I(1)*

On peut aussi imaginer un processus ARMA qui contient les racines unitaires en multiple fois.

$$(23) \quad (1 - L)^k(1 - R_1L)(1 - R_2L) \cdots (1 - R_{p-k}L)Y_t = \psi(L)e_t$$

ou R_1, \dots, R_{p-k} sont les reciprocals des racines différents, et la multitude de racine unitaire est k . On s'appelle alors 23 un processus $ARIMA(p, d, q)$ avec $d = k$ et q dépendant à la représentation du $\psi(L)$

Une autre catégorie de pathologie qui peut rendre une série non-stationnaire est la tendance linéaire, comme à l'exemple 5 et l'équation 19.

Pour soulager la non-stationnarité on prend les différences en applicant l'opérateur des difference Δ autant des fois il est nécessaire pour rendre la série stationnaire. Il faut prêter attention d'être économe en applicant l'opérateur car trop des differences créent des problèmes au partie MA, la raison précis est hors du sujet de ces notes Pour la même raison, si on soupçonne une tendance linaire, il est conseillé d'essayer l'enlever avant prendre les premiers différences.

7.2. IMA(1,1).

$$(24) \quad Y_t = Y_{t-1} + e_t - \theta e_{t-1}$$

Ici, c'est un modèle avec une racine unitaire et un lag au bruit, alors $ARIMA(0, 1, 1)$
Pour le rendre stationnaire nous prenons les premières differences

$$W_t = \Delta Y_t = e_t - \theta e_{t-1}$$

Maintenant, W_t est un processus $MA(1)$ que nous avons déjà étudié

Équation 24 pourrait être transformé en forme rétroactif

$$(25) \quad Y_t = e_t + (1 - \theta)e_{t-1} + \cdots + (1 - \theta)e_{t-k+1} + \theta e_{t-k}$$

Devoir

Avec l'aide de 25 montrez

- $\mathbb{E}[Y_t] = 0$
- $Var(Y_t) = [1 + \theta^2 + (1 - \theta)^2(t + k)]\sigma_e^2$
- $Cov(Y_t, Y_{t-h}) = 1 + \theta^2 + (1 - \theta)^2(t + k - h)$

7.3. ARI(1,1).

$$(26) \quad Y_t = (1 - \phi)Y_{t-1} - \phi Y_{t-2} + e_t$$

ou

$$W_t = \Delta Y_t = \phi W_{t-1} + e_t$$

Maintenant, W_t est un processus $AR(1)$ comme aux chapitres précédents. Si nous voulons écrire le polynôme characteristic pour cette processus, nous arrivons à la formule

$$\frac{1}{(1 - z)(1 - \phi z)} = 1 + \psi_1 z + \psi_2 z^2 + \cdots$$

ou

$$(27) \quad (1 - (1 + \phi)z + \phi z^2)(1 + \psi_1 z + \psi_2 z^2 + \cdots) = 1$$

pour définir les ψ_i nous arrivons au system

$$\begin{aligned} - (1 + \phi) + \psi_1 &= 0 \\ \phi - (1 + \phi)\psi_1 + \psi_2 &= 0 \end{aligned}$$

et

$$(28) \quad \psi_k = (1 + \phi)\psi_{k-1} - \phi\psi_{k-2}, \quad \psi_0 = 1$$

Devoir Calculer la variance, la covariance et la correlation du processus ARI(1,1)

8. Specification du Modèle, la méthodologie Box-Jenkins

Après l'étude théorique des modèles ARMA et ARIMA maintenant nous nous occupons avec les questions pratiques.

- Comment modéliser les données comme un processus $ARIMA(p, d, q)$?
- Est-ce que la série est stationnaire?
- Comment choisir p, d, q ?

Pour répondre à ces questions à la manière pratique et pragmatique, Box et Jenkins² ont développé une methodology en 4 étapes:

- (1) Identification
- (2) Estimation
- (3) Diagnostique
- (4) Prévision

8.1. Identification. En cet étape on s'occupe de déterminer l'ordre du modèle, et le comportement stationnaire (ou non) et saisonnier (ou non). Il y a deux approches pour traiter cette partie

- L'approche graphique: On plot la série, les ACF, PACF en cas que ACF tend vers zéro très lentement ou pas du tout on soupçonne nonstationnarité. Box et Jenkins conseillent à prendre les premières différences et refaire les graphs en cas qu'ils indiquent stationnarité. Sinon, on reprendre les différences jusqu'à le graphe a l'air stationnaire.

Pour déterminer l'ordre du modèle p, q il y a quelques règles empiriques à partir de graph de ACF

- (1) Décroissance exponentielle vers zéro : Modèle AR (PACF indique l'ordre p)
- (2) Oscillations amorties décroissantes rapidement vers zéro: AR (PACF indique l'ordre p)
- (3) Quelques petits pics, le reste nul: MA (l'ordre est le nombre des pics)
- (4) Décroissance exponentielle après quelques pas de temps (lags)
- (5) pattern régulière en écarts de temps : saisonnalité

Un remarque général, ACF nous aide à déterminer l'ordre MA du modèle et PACF l'ordre AR.

- L'approche statistique. Il y a quelques tests statistiques que on peut essayer pour reconnaître la stationnarité ou non de notre modèle, voire la prochaine section. Une fois que la question de stationnarité seraient résolus on tourne sur la détermination d'ordre AR ou MA par la méthode statistique.

On choisit entre plusieurs modèles en regardant :

- l'ajustement à la série de données,
- la complexité du modèle (il est plus facile d'estimer un nombre réduit de paramètres).

Pour concilier ces deux critères, on minimise une des deux quantités suivantes

$$\begin{aligned} AIC &= -2 \log(L(\theta)) + 2\nu, \\ BIC &= -2 \log(L(\theta)) + n \log(\nu), \end{aligned}$$

où ν est le nombre de paramètres ($n = p + q$ si l'il s'agit d'un ARMA sans constant ou $n = p + q + 1$), θ est un vecteur contenant les paramètres, n est le nombre d'observations, L est la vraisemblance (dans laquelle on a omis les observations).

²G. Box, G. Jenkins, *Time Series Analysis: forecasting and control*, 1970

AIC (Akaike's Information Criterion) est un estimateur d'espérance de la divergence de Kullback-Leibler entre le modèle estimé et le vrai modèle. Soit $p(y_1, \dots, y_n)$ la vraie densité de probabilité de Y_1, \dots, Y_n et soit $q_\theta(y_1, \dots, y_n)$ la densité sous le modèle de paramètre θ la divergence Kullback-Leibler de q_θ à p est donnée par la formule suivante

$$D(p, q_\theta) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} p(y_1, \dots, y_n) \log \left(\frac{p(y_1, \dots, y_n)}{q_\theta(y_1, \dots, y_n)} \right) dy_1 \dots dy_n$$

On veut estimer l'espérance $\mathbb{E}[D(p, q_\theta)]$ où $\hat{\theta}$ est l'estimateur du vecteur des paramètres, qui sort la formule du début.

EXAMPLE 8. Le calcul des quantités AIC et BIC se fait facilement en R. Calculons une vraisemblance dans un cas simple.

On suppose $X_t = at + b + \epsilon_t$ avec des ϵ_t i.i.d. de loi $\mathcal{N}(0; 1)$. Les paramètres du modèle sont a et b . On dispose d'observations x_1, \dots, x_n . La densité de (X_1, \dots, X_n) est la fonction

$$(u_1, \dots, u_n) \mapsto \prod_{t=1}^n \left\{ \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp \left(-\frac{1}{2}(u_t - at - b)^2 \right) \right\}.$$

La vraisemblance est donc

$$(a', b') \mapsto L(a', b') = L((a', b'); (x_1, \dots, x_n)) = \prod_{t=1}^n \left\{ \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp \left(-\frac{1}{2}(x_t - a't - b')^2 \right) \right\}.$$

Si on veut estimer (a, b) à partir de (x_1, \dots, x_n) , l'estimateur du maximum de vraisemblance est

$$(\hat{a}, \hat{b}) = \arg \max_{a', b'} L(a', b').$$

Pour la saisonnalité, nous allons apprendre plus au chapitre 5

8.2. Estimation du modèle. On suppose que $X_t = a_1 X_{t-1} + a_2 X_{t-2} + \epsilon_t$ (avec des ϵ_t bruits blancs centrés, de variance σ^2) et que (X_t) est stationnaire. On calcule les auto-covariances :

$$\sigma(1) = \frac{a_1}{1 - a_2} \sigma(0), \quad \sigma(2) = a_1 \sigma(1) + a_2 \sigma(0).$$

D'où

$$\begin{aligned} a_1 &= \frac{\sigma(1)}{\sigma(0)} \times \frac{\sigma(0)^2 - \sigma(0)\sigma(1)}{\sigma(0)^2 - \sigma(1)^2}, \\ a_2 &= \frac{\sigma(0)\sigma(2) - \sigma(1)^2}{\sigma(0)^2 - \sigma(1)^2}. \end{aligned}$$

On peut donc estimer a_1, a_2 en remplaçant $\sigma(0), \sigma(1), \sigma(2)$ par leurs estimateurs empiriques dans les formules ci-dessus. Puisque $\sigma(0) = \sigma^2 + a_1\sigma(1) + a_2\sigma(2)$, on peut aussi estimer σ^2 .

Dans le cas général, on estime par maximum de vraisemblance (voir cours de statistiques et l'exemple ci-dessous).

8.3. Diagnostique du modèle. Ici, nous nous intéressons principalement au comportement des résidus du modèle. Quels sont les propriétés statistiques des résidus? Hypothèse de normalité, bruit blanc etc. Box-Pierce ou Ljung-Box sont les utiles principales ici. Deux remarques importantes

- (1) En testant la corrélation des résidus, il n'est pas possible de dévoiler un modèle sousparamétrisé. Il y a rien à dire pour un modèle surparamétrisé.
- (2) Autocorrelation des résidus est possible de faire les autres tests statistiques donner des faux résultats.

8.4. Prévision. Si le modèle est un processus *ARMA*, la prédiction pour X_{n+h} , sachant X_1, \dots, X_n est

$$\hat{X}_{n,h} = c_1 X_1 + \dots + c_n X_n,$$

où les coefficients sont choisis de manière à minimiser l'erreur quadratique

$$\mathbb{E}((X_{n+h} - c_1 X_1 - \dots - c_n X_n)^2).$$

PROPOSITION 6. *Ce choix de $\hat{X}_{n,h}$ entraîne l'égalité*

$$\hat{X}_{n,h} = \mathbb{E}(X_{n+h}|X_1, \dots, X_n).$$

Ce qui n'est pas surprenant si on se rappelle que l'espérance conditionnelle de X_{n+h} sachant X_1, \dots, X_n est la projection orthogonale de X_{n+h} sur $\sigma(X_1, \dots, X_n)$ dans l'espace des variables L^2 (muni de la norme L^2).

PROPOSITION 7. *L'erreur de prévision à l'horizon 1 ($X_{n+1} - \hat{X}_{n,1}$) est le bruit d'innovation ϵ_{n+1} .*

La variance de l'erreur de prévision ($\mathbb{E}((X_{n+h} - \hat{X}_{n,h})^2)$) est croissante avec h et tend vers $\mathbb{V}(X_1)$ quand $h \rightarrow +\infty$ (on rappelle que le processus (X_t) est supposé stationnaire).

Puisque les ϵ_t sont gaussiens, les X_t , $\hat{X}_{n,h}$ et $\hat{X}_{n,h} - X_{n+h}$ sont aussi gaussiens (nous sautons une petite démonstration). Ceci permet de construire facilement des intervalles de confiance (c'est inclus dans R). Nous faisons ici un rappel dans un cas simple. Supposons $\hat{X}_{n,h} - X_{n+h} \sim \mathcal{N}(0; \sigma^2)$. Soit $\alpha = 0,01$. Nous cherchons Δ tel que

$$\mathbb{P}(X_{n+h} \in [\hat{X}_{n,h} - \Delta; \hat{X}_{n,h} + \Delta]) \geq 1 - \alpha$$

(ici, toutes les probabilités sont conditionnelles à X_1, \dots, X_n). Nous calculons

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(X_{n+h} \in [\hat{X}_{n,h} - \Delta; \hat{X}_{n,h} + \Delta]) &= \mathbb{P}(|X_{n+h} - \hat{X}_{n,h}| \leq \Delta) \\ &= \mathbb{P}\left(\frac{|X_{n+h} - \hat{X}_{n,h}|}{\sigma} \leq \frac{\Delta}{\sigma}\right) \\ (\text{en utilisant les symétries de la gaussienne}) &= 1 - 2\mathbb{P}\left(\frac{X_{n+h} - \hat{X}_{n,h}}{\sigma} \geq \frac{\Delta}{\sigma}\right). \end{aligned}$$

Nous voulons donc Δ tel que

$$\mathbb{P}\left(\frac{X_{n+h} - \hat{X}_{n,h}}{\sigma} \geq \frac{\Delta}{\sigma}\right) \leq \frac{\alpha}{2} = 0,005.$$

Puisque $(X_{n,h} - \hat{X}_{n,h})/\sigma$ est de loi $\mathcal{N}(0; 1)$, on lit dans une table de la loi normale qu'il suffit de prendre $\Delta/\sigma = 2,58$ pour que l'inégalité ci-dessus soit vérifiée.

8.5. Tests statistiques pour la stationnarité. Comme nous avons vu si le polynôme d'une série contient une racine unitaire, la série n'est pas stationnaire. Dès premières étapes de la méthodologie Box-Jenkins on peut soupçonner la non-stationnarité par les graphes mais ici notre but c'est de développer des tests statistiques pour tester rigoureusement les séries. Souvent il y a deux cas de non-stationnarité et ce n'est pas toujours facile à les distinguer, trend-stationnaire (c'est-à-dire la série n'est pas stationnaire par rapport à sa tendance déterministe) et racine unitaire non-stationnaire. Les tests qui suivent sont développés pour la deuxième catégorie.

8.5.1. Augumented Dickey-Fuller test de racine unitaire.

: Dickey-Fuller test

$$(29) \quad Y_t = aY_{t-1} + e_t$$

Avec les hypothèse:

$$\begin{aligned} H_0 : a &= 1 \\ H_1 : a &< 1 \end{aligned}$$

sous l'hypothèse H_0 nous avons un marche aléatoire. DF-test est le t-test de H_0 et on construit la statistique pour l'estimateur \hat{a} de a

$$\hat{\tau} = \frac{\hat{a} - 1}{se(\hat{a})}$$

$\hat{\tau}$ ne suis pas Gaussian et la distribution analytic pourrait être rétablie par Hamilton p489 et table B6 *Remarques*

- (1) e_t doit être bruit blanc
- (2) La distribution de $\hat{\tau}$ reste la même aussi pour un modèle ARMA

: Augmented Dickey-Fuller test

$$(30) \quad \begin{aligned} Y_t &= aY_{t-1} + X_t \\ X_t &= \phi_1X_{t-1} + \phi_2X_{t-2} + \cdots + \phi_kX_{t-k} + e_t \end{aligned}$$

Avec les hypothèse:

$$\begin{aligned} H_0 : a &= 1 \\ H_1 : a &< 1 \end{aligned}$$

Sous H_0 nous avons ΔY_t d'être un processus stationnaire $AR(k)$

$$Y_t - Y_{t-1} = X_t$$

et Y_t un $AR(k+1)$ avec polynôme caractéristique

$$(1 - az)(1 - \phi_1z - \cdots - \phi_kz^k) = 0$$

: Augmented Dickey-Fuller avec contant et dérive

$$(31) \quad \begin{aligned} Y_t &= \mu + \delta t + aY_{t-1} + X_t \\ X_t &= \phi_1X_{t-1} + \phi_2X_{t-2} + \cdots + \phi_kX_{t-k} + e_t \end{aligned}$$

Avec les hypothèse:

$$\begin{aligned} H_0 : a &= 1 \\ H_1 : a &< 1 \end{aligned}$$

Sous H_0

$$\Delta Y_t = X_t + \delta$$

Remarques

- (1) C'est ADF avec dérive et constant que R utilise comme method standard pour la command `adf.test()` dans la librairie `tsseries`.
- (2) k paramètre en R est précisément l'ordre du modèle AR pour X_t
- (3) Si on met $k = 0$ en R elle comptera le test DF
- (4) La distribution pour la statistique $\hat{\tau}$ de chaque modèle change mais il sont disponibles analytiquement à Hamilton p.502 et p.528-529

Il y a encore les tests Philips-Perron et KPSS qui pourront être utilisés en complément de ADF pour vérifier la stationnarité ou non d'une série.

FIGURE 1. Bruit Blanc

EXAMPLE 9. *Un bruit blanc* On fait la simulation de 1000 bruit blanc comme représenté à l'image

Pour tester notre série pour une racine unitaire on frappe

*Qui donne **p-value <0.01** pour un nombre des lags 7 et alors on rejette l'hypothèse zero de non-stationnarité*

Par contre pour une série dérivée par un bruit blanc qui est donne par la commande R

FIGURE 2. L'inverse des premiers différences

*le test ADF donne **p-value =0.7258** pour un nombre des lags 9 et alors on ne peut pas rejeter l'hypothèse zéro de la non-stationnarité.*

Codes:

```
x <- rnorm(1000)
plot(x)
adf.test(x)
```

et

```
y <- diffinv(x)
plot(y)
adf.test(y)
```

8.6. Deux exemples détaillés.

Deere: Le fichier de données nommé « deere3 » contient 57 mesures consécutives enregistrées à partir d'une machine-outil complexe chez Deere & Co. Les valeurs données sont des écarts par rapport à une valeur cible en unités de dix millionnièmes de pouce. Le processus utilise un mécanisme de contrôle qui réinitialise certains des paramètres de la machine-outil en fonction de l'ampleur de l'écart par rapport à la cible du dernier article produit

Pour étudier cette série nous suivons les pas de la méthodologie Box-Jenkins.

Identification: (1) **Stationnarité** On voit le graph et aussi les fonctions ACF et PACF

Graphiquement, la série a l'air stationnaire, les autocorrelations tendent vers zéro rapidement et seulement le premier lag est important des autocorrelations partielles (c'est qui indique un modèle AR1). Pour le vérifier on utilise encore le test ADF qui nous donne **p-value < 0.01** au niveau 3-lags et alors nous pouvons vérifier la stationnarité de la série.

(2) Determiner l'ordre AR et ou MA

Pour choisir le modèle ARMA, on voit les ACF, PACF et on teste progressivement de AR1, jusqu'à AR4 et les combinaisons avec MA1, ... pour trouver que celui qui maximise le critère AIC, c'est ARMA(2,1)

Pour resumer cette analyse, la série initial deere3 pourrait être décrit comme un modèle ARMA(2,1)

Wages: Le fichier de données nommé "wages" contient mensuel valeurs de moyenne salaire par heure pour les travailleurs aux Etats-Unis dans l'industrie textile de juillet 1981 jusqu'à juin 1987

Identification: On commence par une plot de la série

Par le graph on peut soupçonner une tendance linéaire avec le temps, on essaie de l'enlever et afficher les résidus de la régression.

les résidus semblent un peu pathologiques et on affiche aussi le ACF pour prendre plus d'informations.

On soupçonne une non-stationnarité persistente et on prend la première différence pour rendre les résidus stationnaires.

maintenant ils ont l'air stationnaire. On peut vérifier les résultats par la voie statistique en faisant à chaque étape un test Box-Pierce sur les résidus. Pour le premier après la régression on rejette l'hypothèse zero

d'être bruit blanc et on peut vérifier l'existence de non stationnarité par un test ADF avant prendre la première différence.

Ordre du modèle AR, MA : on voit sur le dernier plot de la série stationnaire un seul lag statistiquement significatif et alors on décide de commencer avec un modèle AR1

Pour résumer cette analyse, la série initial wage pourrait être modélisé comme un processus ARIMA(1,1,0) avec tendance linéaire.

Codes : Pour cette analyse on a besoin de la bibliothèque **tseries**.

```
data = read.csv("deere3.csv", col.names ='x' )  
  
deere3= ts(data)  
plot(deere3)
```

```

acf(deere3)
pacf(deere3)
library(tseries)
adf.test(deere3)
outAR1 = arima(deere3, order = c(1,0,0))
outAR2 = arima(deere3, order = c(2,0,0))
outAR3 = arima(deere3, order = c(3,0,0))
outAR4 = arima(deere3, order = c(4,0,0))
outARMA21 = arima(deere3, order = c(2,0,1))
Box.test(outAR1$resid,lag=1)
Box.test(outAR2$resid,lag=2)
Box.test(outAR3$resid,lag=3)
Box.test(outAR4$resid,lag=4)
prediction = predict(outAR1, n.ahead=5)
plot(deere3)
points( prediction$pred, type = "l", col = 2 )

```

et

```

data2 = read.csv("wages.csv", col.names = "Wages")
wages = ts(data2)
plot(wages)
t=1:72
reg = lm(wages~t)
plot(reg$fitted.values,t, type = "l")
plot(reg$residuals, type = "l")
acf(reg$residuals)
Box.test(reg$residuals, lag = 1)
adf.test(reg$residuals)
wagesRes = reg$residuals
dwagesRes = diff(wagesRes)
plot(dwagesRes)
acf(dwagesRes)
out1= arima(dwagesRes, order = c(1,0,0))
Box.test(out1$residuals, lag = 1)

```

9. Processus non stationnaires : ARIMA et SARIMA

On veut revenir à la série d'origine une fois que l'on a étudié la partie stationnaire

EXAMPLE 10. Nous disposons d'une série temporelle (x_1, \dots, x_n) qui a une saisonnalité de période 12. On étudie $y_t = x_t - x_{t-12}$ (pour supprimer la saisonnalité). L'ajustement d'un modèle ARMA et les prévisions sont réalisées sur la série (y_t) . On écrit ensuite les (x_t) en fonction des (y_t) :

$$\begin{aligned} x_t &= y_t + x_{t-12} \\ &= y_t + y_{t-12} + x_{t-24} \\ &= \dots \\ &= y_t + y_{t-12} + \dots + y_{r+12} + x_r, \end{aligned}$$

avec $r = t$ modulo 12 (le reste de la division euclidienne de t par 12).

On connaît les x_1, \dots, x_n (n supposé plus grand que 12), et donc aussi y_1, \dots, y_n . On peut calculer les prévisions $\hat{y}_{n,h}$ ($h \geq 1$). On en déduit les prévisions $\hat{x}_{n,h}$. Par exemple, si $h \in \{1, 2, \dots, 11\}$, nous utilisons l'égalité ci-dessus avec $t = n + h$ pour calculer la prévision

$$\hat{x}_{n,h} = \hat{y}_{n,h} + y_{t-12} + \dots + y_{r+12} + x_r.$$

Les processus. Ce sont des généralisation des processus ARMA aux cas non stationnaires, avec tendance polynomiale (ARIMA) ou avec une saisonnalité (SARIMA). Ce sont les processus directement utilisés par R.

DÉFINITION 5. Le processus $(X_t)_{t \geq 0}$ est un processus ARIMA(p, d, q) si le processus $Y_t = \Delta_1^d X_t$ est une processus ARMA(p, q).

Les processus ARIMA(p, d, q) sont donc bien adaptés à l'étude des séries temporelles présentant une tendance polynomiale de degré $d - 1$.

DÉFINITION 6. Le processus $(X_t)_{t \geq 0}$ est un processus SARIMA(p, d, q, T) si le processus $Y_t = \Delta_T \circ \Delta_1^d X_t$ est un processus ARMA(p, q).

Les processus SARIMA(p, d, q, T) sont donc bien adaptés à l'étude des séries temporelles qui présentent une saisonnalité de période T et qui ont une tendance polynomiale de degré $d - 1$.

RÉMARQUE 4. Attention, il existe dans la littérature des définitions de processus SARIMA plus complexes.

9.1. Exercices supplémentaires.

(1) Devoir 1: Calculer la variance de la série:

$$Y_t = e_t + \psi e_{t-1} + \psi^2 e_{t-2} + \dots$$

PROOF.

$$\begin{aligned} Var(Y_t) &= Var\left(\sum_{i=0}^{\infty} \psi^i e_{t-i}\right) \\ &= \sum_{i=0}^{\infty} Var(\psi^i e_{t-i}) + \sum_{\substack{j=0 \\ j \neq i}}^{\infty} Cov(\psi^i e_{t-i}, \psi^j e_{t-j}) \\ &= \sum_{i=0}^{\infty} \psi^{2i} Var(e_{t-i}) = \sigma_e \frac{1}{1 - \psi^2} \end{aligned}$$

l'équation finale viens de la série géométrique de ψ^2

□

(2) Calculer la variance de la série

$$Y_t = e_t + \psi e_{t-1} + \psi^2 e_{t-2} + \dots + \psi^k e_{t-k}$$

PROOF.

$$Var(Y_t) = \sigma_e \sum_{i=0}^k \psi^{2i} = \sigma_e \frac{1 - \psi^{2(k+1)}}{1 - \psi^2}$$

Pour arriver à cette dernière équation il faut écrire

$$\sum_{i=0}^k \psi^{2i} = \sum_{i=0}^{\infty} \psi^{2i} - \sum_{i=k+1}^{\infty} \psi^{2i} = \frac{1}{1 - \psi^2} - \psi^{2(k+1)} \sum_{n=0}^{\infty} \psi^{2n}$$

□

(3) Pour le modèle suivant, calculer l'espérance, la variance, la covariance et la corrélation.

$$Y_t = -Y_{t-1} + 2Y_{t-2} + e_t$$

On fait l'hypothèse que e_t est un bruit blanc centré de variance σ_e

PROOF. On va récrire le modèle à la forme des lags pour définir le polynôme caractéristique:

$$Y_t = -Y_{t-1} + 2Y_{t-2} + e_t$$

$$(-2L^2 + L + 1)Y_t = e_t$$

qui a les racines $r_1 = 1$, $r_2 = -\frac{1}{2}$. Il est clair que nous avons une racine unitaire et alors il s'agit d'un modèle genre ARI(1,1,0).

$$\frac{1}{(1-z)(1+2z)} = \psi_1 z + \psi_2 z^2 + \dots$$

En utilisant l'équation (28) on peut récrire l'équation précédent comme

$$\psi_k = 3\psi_{k-1} - 2\psi_{k-2} \quad \psi_0 = 1$$

$$\text{ou } \psi_k = \frac{1 - \phi^{k+1}}{1 - \phi}$$

Par quoi on peut calculer facilement l'espérance

$$\mathbb{E}[Y_t] = 0$$

et la variance

$$Var(Y_t) = \sigma_e \left[1 + 2^2 + \dots + \left(\frac{1 - 2^{t-k}}{-1} \right)^2 \right]$$

□