

# Séries temporelles non stationnaires (compléments du Chapitre 5)

Yves Aragon\*

Université Toulouse 1 Capitole

2 avril 2011

## 5.1 Séries intégrées - Modèles ARIMA et SARIMA

### Exercice 5.1 (Différenciation saisonnière)

Vérifier empiriquement l'effet d'une différenciation saisonnière sur

$$y_t = a + b \cos(2\pi t/4) + c \sin(2\pi t/4) + u_t \text{ avec } u_t = \frac{1}{1-0.9B} z_t. \quad (5.1)$$

Pour cela on pourra définir les séries  $\cos(2\pi t/4)$  et  $\sin(2\pi t/4)$ ,  $t = 1, \dots, 48$  et calculer leurs différences saisonnières.

Pour des compléments théoriques on peut consulter Gourieroux et Monfort (1995), chap. 3, qui présentent les propriétés algébriques des filtres de moyenne mobile, appelés aussi filtres de moyenne glissante (*running mean*). Ladiray et Quenneville (2000) expliquent en détail l'usage de ces filtres en macro-économie.

### Réponse.

```
> # serie de 48 points
> # x1 et x2 sont les fonctions periodiques
> # et on verifie que leurs differences saisonnieres sont nulles.
> temps = 1:48
> x1 = cos(2*pi*temps/4)
> diff(x1, 4)
```

```
[1] 2.449294e-16 0.000000e+00 -2.449294e-16 0.000000e+00
[5] 2.449294e-16 0.000000e+00 -2.021286e-15 0.000000e+00
[9] -1.531427e-15 0.000000e+00 -2.449294e-16 0.000000e+00
[13] 2.449294e-16 0.000000e+00 -2.449294e-16 0.000000e+00
[17] 2.449294e-16 0.000000e+00 -2.449294e-16 0.000000e+00
[21] 2.449294e-16 0.000000e+00 -2.449294e-16 0.000000e+00
[25] 2.449294e-16 0.000000e+00 -2.449294e-16 0.000000e+00
[29] 2.449294e-16 0.000000e+00 -2.449294e-16 0.000000e+00
[33] 2.449294e-16 0.000000e+00 -2.449294e-16 0.000000e+00
[37] 7.350357e-15 0.000000e+00 -2.449294e-16 0.000000e+00
[41] -6.860498e-15 0.000000e+00 6.860498e-15 0.000000e+00
```

---

\*aragon@cict.fr

```
> x2 = sin(2*pi*temps/4)
> diff(x2,4)

[1] 0.000000e+00 2.449294e-16 0.000000e+00 -2.449294e-16
[5] 0.000000e+00 2.449294e-16 0.000000e+00 -2.449294e-16
[9] 0.000000e+00 2.449294e-16 0.000000e+00 -2.449294e-16
[13] 0.000000e+00 2.449294e-16 0.000000e+00 -2.449294e-16
[17] 0.000000e+00 3.797643e-15 0.000000e+00 -2.449294e-16
[21] 0.000000e+00 -6.860498e-15 0.000000e+00 -2.449294e-16
[25] 0.000000e+00 7.350357e-15 0.000000e+00 -2.449294e-16
[29] 0.000000e+00 -6.860498e-15 0.000000e+00 -2.449294e-16
[33] 0.000000e+00 7.350357e-15 0.000000e+00 -2.449294e-16
[37] 0.000000e+00 -6.860498e-15 0.000000e+00 -7.350357e-15
[41] 0.000000e+00 7.350357e-15 0.000000e+00 6.860498e-15
```

On voit que les différenciations saisonnières de  $x_1$  et  $x_2$  sont nulles.

#### Exercice 5.2 (Estimation d'un SARIMA avec dérive)

On a indiqué à la section 5.1, comment **R** estime les modèles intégrés. Ainsi, s'il y avait différenciation aux ordres 1 et 12, il faudrait introduire le régresseur  $t^2$  (la constante et le régresseur  $t$  sont éliminés dans les différenciations) :

$$Y_t = c t^2 + e_t.$$

La différenciation aux ordres 1 et 12 donne

$$(1-B)(1-B^{12})Y_t = 24c + (1-B)(1-B^{12})e_t,$$

et **R** fournit donc une estimation de  $c$  et non de  $24c$ .

Vérifier cette assertion en simulant un SARIMA(1,1,0)(0,1,1)<sub>12</sub> puis en l'estimant.

**Réponse.** Il faut évidemment simuler un SARIMA avec dérive. Nous allons faire cette simulation de deux façons. D'abord, nous choisissons un modèle, un SARIMA(1,1,0)(0,1,1)<sub>12</sub> avec dérive :

$$(1-B)(1-B^{12})y_t = \text{moy} + \frac{1+0.5B^{12}}{1+0.8B}z_t, \quad z_t \sim \text{BBN}(0,1)$$

moy est la moyenne du processus différencié aux ordres 1 et 12 et donne une dérive sur le processus  $y_t$ . Nous écrivons les différents polynômes qui seront utilisés.

```
> require(dse)
> require(polynom)
> require(forecast)
> nobs=200
> set.seed(234)
> ar.1=c(1,.8)
> masaiso = polynomial(c(1,rep(0,11)),.5))
> ar.13= polynomial(c(1,rep(0,11),-1))*polynomial(ar.1)
> ar.2 = polynomial(c(1,-1))*polynomial(ar.1)
> moy=5
```

– **Simulation par** `arima.sim`

On commence par simuler  $(1-B)(1-B^{12})y_t$  :

```

> ya = arima.sim(n=nobs, list(order=c(1,0,12), ar=-.8,
+ ma=c(rep(0,11), .5))) + moy
> mean(ya)
[1] 4.965789

> Arima(ya, order=c(1,0,0), seasonal=list(order=c(0,0,1), period=12),
+ include.mean=TRUE)

Series: ya
ARIMA(1,0,0) (0,0,1) [12] with non-zero mean

Call: Arima(x = ya, order = c(1, 0, 0), seasonal = list(order = c(0, 0,
Coefficients:
          ar1      sma1  intercept
      -0.7996  0.4544      4.9632
s.e.    0.0415  0.0711      0.0528

sigma^2 estimated as 0.8815:  log likelihood = -273.1
AIC = 554.21   AICc = 554.41   BIC = 567.4

Comme vérification, nous avons imprimé la moyenne de la série simulée et estimé
le modèle attendu. On intègre maintenant la série en deux étapes et à chacune,
on estime le modèle de la série intégrée. On procède de deux façons, ou bien
en utilisant l'option include.drift=TRUE ou bien en régressant sur la série
1,2,...

> # I(1)
> yd0=diffinv(ya,1)[-1]
> x1 = as.matrix(seq(1,length(yd0)))
> Arima(yd0, order=c(1,1,0),
+ seasonal=list(order=c(0,0,1), period=12), xreg=x1)

Series: yd0
ARIMA(1,1,0) (0,0,1) [12]

Call: Arima(x = yd0, order = c(1, 1, 0), seasonal = list(order = c(0, 0,
Coefficients:
          ar1      sma1      x1
      -0.7998  0.4550  4.9631
s.e.    0.0416  0.0709  0.0530

sigma^2 estimated as 0.8839:  log likelihood = -272.02
AIC = 552.05   AICc = 552.25   BIC = 565.22

> Arima(yd0, order=c(1,1,0),
+ seasonal=list(order=c(0,0,1), period=12),
+ include.drift=TRUE)

Series: yd0
ARIMA(1,1,0) (0,0,1) [12] with drift

```

```
Call: Arima(x = yd0, order = c(1, 1, 0), seasonal = list(order = c(0, 0,
```

```
Coefficients:
```

	arl	sma1	drift
	-0.7998	0.4550	4.9631
s.e.	0.0416	0.0709	0.0530

```
sigma^2 estimated as 0.8839: log likelihood = -272.02
AIC = 552.05 AICc = 552.25 BIC = 565.22
```

On obtient les mêmes résultats par les deux méthodes. Enfin pour simuler la série  $y_t$ , on intègre saisonnièrement  $yd0$

```
> # I(12)
> yd2=diffinv(yd0,12)[-1:12]
> x2 = as.matrix(seq(1,length(yd0))^2)
> (m1=Arima(yd2,order=c(1,1,0),seasonal=list(order=c(0,1,1),
+ frequency=12),xreg=x2))
```

```
Series: yd2
ARIMA(1,1,0)
```

```
Call: Arima(x = yd2, order = c(1, 1, 0), seasonal = list(order = c(0, 1,
```

```
Coefficients:
```

	arl	sma1	x2
	-0.9024	-1.000	0.2065
s.e.	0.0293	0.013	0.0010

```
sigma^2 estimated as 9.505: log likelihood = -508.01
AIC = 1024.02 AICc = 1024.23 BIC = 1037.18
```

```
> (m1b=Arima(yd2,order=c(1,1,0),seasonal=list(order=c(0,1,1),
+ frequency=12),include.drift=TRUE))
```

```
Series: yd2
ARIMA(1,1,0) with drift
```

```
Call: Arima(x = yd2, order = c(1, 1, 0), seasonal = list(order = c(0, 1,
```

```
Coefficients:
```

	arl	sma1	drift
	-0.9023	-0.5186	33.7476
s.e.	0.0299	0.0457	NaN

```
sigma^2 estimated as 16.44: log likelihood = -559.53
AIC = 1127.05 AICc = 1127.26 BIC = 1140.21
```

$m1$  estime le coefficient de  $x2$  et la dérive 24 fois ce coefficient. Dans l'estimation utilisant l'option `include.drift=TRUE` on note que la dérive n'est pas

significative, alors qu'elle vaut 5 dans le modèle simulé.

– **Simulation par** `simulate`

Il nous faut développer le polynôme d'autorégression dans

$$(1 - B)(1 - B^{12})(1 + 0.8B)y_t = (1 + 0.8B)\text{moy} + (1 + 0.5B^{12})z_t$$

On définit donc les trois polynômes qui définissent l'autorégression

```
> (ar.1=polynomial(c(1,.8)))
1 + 0.8*x
> (ar.2 = polynomial(c(1,-1))*ar.1)
1 - 0.2*x - 0.8*x^2
> # terme autoregressif complet jusqu'au retard 14
> (ar.14 = polynomial(c(1,rep(0,11),-1))*ar.2)
1 - 0.2*x - 0.8*x^2 - x^12 + 0.2*x^13 + 0.8*x^14
> moy=5
> (masaiso = polynomial(c(1,rep(0,11),.5)))
1 + 0.5*x^12
> (MA2= array(masaiso,c(13,1,1)))
, , 1

      [,1]
[1,]  1.0
[2,]  0.0
[3,]  0.0
[4,]  0.0
[5,]  0.0
[6,]  0.0
[7,]  0.0
[8,]  0.0
[9,]  0.0
[10,] 0.0
[11,] 0.0
[12,] 0.0
[13,] 0.5
> #
> AR2 = array(ar.14,c(15,1,1))
> MA2= array(masaiso,c(13,1,1))
> modsarima= ARMA(A=AR2, B=MA2,C=1)
> derive= moy
> cte = derive*predict(polynomial(ar.1),1)
> u.t = cte*matrix(rep(1,nobs))
> y2 = simulate(modsarima,input=u.t,sampleT=nobs)$output
```

Pour vérifier, on calcule la moyenne de la série différenciée une fois simplement et une fois saisonnièrement :

```
> mean(diff(diff(y2,1),12))
```

```
[1] 5.080956
```

puis estimons le modèle dont on a simulé une trajectoire :

```
> x1 = as.matrix(seq(1,length(y2)))
```

```
> x2 = as.matrix(seq(1,length(y2))^2)
```

```
> (m1=Arima(y2,order=c(1,1,0),  
+ seasonal=list(order=c(0,1,1), period=12),  
+ xreg=x1))
```

```
Series: y2
```

```
ARIMA(1,1,0) (0,1,1) [12]
```

```
Call: Arima(x = y2, order = c(1, 1, 0), seasonal = list(order = c(0, 1,
```

```
Coefficients:
```

	ar1	sma1	x1
	0.4536	0.7021	34.8018
s.e.	0.0709	0.0570	NaN

```
sigma^2 estimated as 10.55: log likelihood = -489.82
```

```
AIC = 987.63 AICc = 987.85 BIC = 1000.56
```

```
> (m2=Arima(y2,order=c(1,1,0),  
+ seasonal=list(order=c(0,1,1),period=12),  
+ include.drift=TRUE))
```

```
Series: y2
```

```
ARIMA(1,1,0) (0,1,1) [12] with drift
```

```
Call: Arima(x = y2, order = c(1, 1, 0), seasonal = list(order = c(0, 1,
```

```
Coefficients:
```

	ar1	sma1	drift
	0.4536	0.7021	34.8018
s.e.	0.0709	0.0570	NaN

```
sigma^2 estimated as 10.55: log likelihood = -489.82
```

```
AIC = 987.63 AICc = 987.85 BIC = 1000.56
```

```
> (m3=Arima(y2,order=c(1,1,0),  
+ seasonal=list(order=c(0,1,1),period=12),  
+ xreg=x2))
```

```
Series: y2
```

```
ARIMA(1,1,0) (0,1,1) [12]
```

```
Call: Arima(x = y2, order = c(1, 1, 0), seasonal = list(order = c(0, 1,
```

```
Coefficients:
```

	ar1	sma1	x2
--	-----	------	----

```

      -0.8639  0.4494  0.2112
s.e.    0.0360  0.0713  0.0023

```

```

sigma^2 estimated as 1.014:  log likelihood = -268.73
AIC = 545.45   AICc = 545.67   BIC = 558.38

```

On peut observer que l'estimation n'a pas fonctionné correctement aussi bien en introduisant le régresseur  $1, 2, \dots$  qu'une dérive. On peut enfin vérifier que  $24 \times \text{cf3}["x2"] = 5.07$  qui est très proche de la moyenne empirique de la série différenciée deux fois.

### Exercice 5.3 (Lag plot d'une série avec dérive)

Simuler des séries de 200 points suivant

$$y_t = c + y_{t-4} + u_t, \text{ avec } u_t = \frac{1}{1-0.9B} z_t$$

avec  $\sigma_z^2 = 1$  et les valeurs initiales égales à 0. D'abord avec  $c = -.2$  puis  $c = .2$ . Dessiner les lag plots de ces séries jusqu'au retard 6 et observer la dérive sur ces graphes. Commenter.

**Réponse.** Le plus simple est de simuler l'ARMA de la série différenciée puis de l'intégrer.

```

> set.seed(51)
> c=-.2
> y0=arima.sim(list(order=c(1,0,0),ar=.9),n=200)+c
> y1=diffinv(y0,4)[-1:4]
> lag.plot(rev(y1),4,layout=c(2,2),do.lines=FALSE,
+   main="Derive negative",diag.col="red")
> c=.2
> y0=arima.sim(list(order=c(1,0,0),ar=.9),n=200)+c
> y1=diffinv(y0,4)[-1:4]
> lag.plot(rev(y1),4,layout=c(2,2),ask=NA,do.lines=FALSE,
+   main="Derive positive",diag.col="red")

```

On observe dans la plupart des simulations qu'au retard 4 il y a plus de points au-dessus de la droite  $y = x$  quand la dérive est positive et moins de points au-dessus de la droite  $y = x$  quand elle est négative. L'écart vertical à la diagonale est de l'ordre de  $c$ .

### Exercice 5.4 (Régression d'une marche aléatoire)

Simuler deux marches aléatoires  $x$  et  $y$  indépendantes, par exemple à l'aide du code :

```

> set.seed(514) ; nobs=300
> y0 = 2+rnorm(nobs)
> y = diffinv(y0)
> x0 = 2-1.5*rnorm(nobs)
> x = diffinv(x0)

```

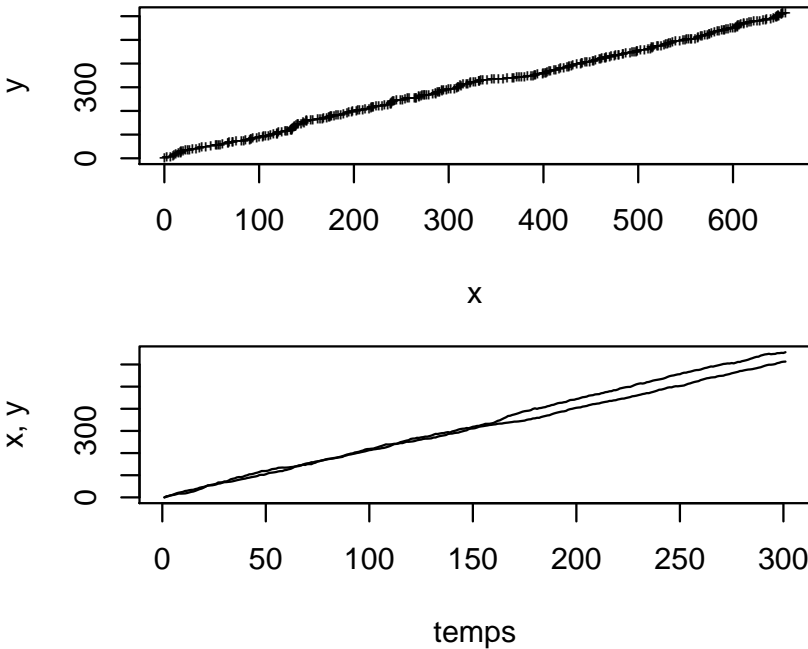
1. Dessiner le diagramme de dispersion de  $(x,y)$ .
2. Superposer les chronogrammes des deux séries.
3. Que suggèrent ces graphiques ?
4. Effectuer la régression linéaire de  $y$  sur  $x$ .

5. Etudier la stationnarité du résidu et conclure sur la pertinence de cette régression.

## Réponse

1. `> plot(x,y,type=1)`
2. `> plot.ts(cbind(x,y), plot.type = "single", lty=1:2)`  
`> legend("topleft", c("x", "y"), lty=1:2)`

Le diagramme de dispersion (fig. 1 haut) suggère contre tout bon sens une forte corrélation, et les chronogrammes (fig. 1 bas) évoluent parallèlement si on néglige le décrochement entre les deux séries.



**Fig. 1** – Diagramme de dispersion (haut) et chronogrammes (bas) de deux marches aléatoires,  $x$  et  $y$ , indépendantes.

3. Les graphiques suggèrent une évolution parallèle des deux séries.
4. Nous régressons  $y$  sur  $x$ .

```
> mod4 = lm(y~x)
> (aa=summary(mod4))
```

```
Call:
lm(formula = y ~ x)
```



Residuals:

	Min	1Q	Median	3Q	Max
	-14.6515	-7.2223	-0.4608	7.2864	18.6121

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	9.015690	0.988905	9.117	<2e-16 ***
x	0.901712	0.002575	350.235	<2e-16 ***

---

Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 8.582 on 299 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.9976, Adjusted R-squared: 0.9976

F-statistic: 1.227e+05 on 1 and 299 DF, p-value: < 2.2e-16

Nous obtenons  $R^2 = 0.9976$ , valeur élevée, et la régression semble très significative. Pour aller plus loin, nous dessinons le chronogramme du résidu et son ACF (fig. ??). Le chronogramme du résidu montre de longues séries de valeurs de même signe; typiquement, ce résidu n'est pas stationnaire. L'accumulation de valeurs consécutives de même signe entraîne une forte valeur de l'autocorrélation d'ordre 1. Evidemment, cette autocorrélation est purement numérique et n'est pas l'estimation d'une autocorrélation théorique, non définie dans cet exemple.

5. `> acf(resid)`

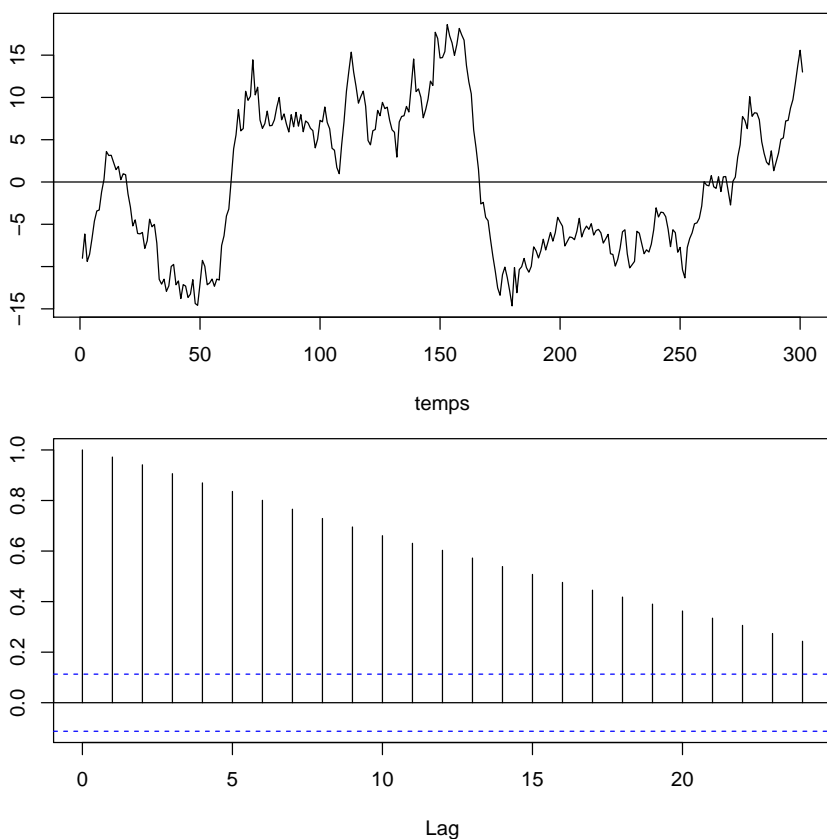
```
> op <- par(mfrow=c(2,1), mar=c(4,3,1,0), oma=c(0,0,0,0))
> plot.ts(mod4$residuals, xlab='temps', ylab='residu MCO')
> abline(h=0)
> acf(mod4$residuals, main="")
> par(op)
```

Résumons. Cet exemple nous a conduit à effectuer une régression ayant une significativité illusoire : un  $R^2$  élevé et une régression apparemment très significative, le diagramme de dispersion des deux séries est trompeur mais les chronogrammes montrent l'absence de lien entre elles.

Pour compléter le traitement de cet exemple, voyons ce que suggère un test de racine unité. On sait que le résidu est de moyenne nulle, d'où, `type=none`, indiqué dans l'appel de `ur.df()`, ci-dessous. Des essais avec différentes valeurs de lags nous conduisent à lags=0

```
require(urca)
ur.mod4=ur.df(mod4$residuals, type = "none", lags = 0)
summary(ur.mod4)
```

On obtient une p-value assez élevée, proche de 10%. On conserve donc l'hypothèse nulle : la série du résidu est non stationnaire.



**Fig. 2** – Résidu de la régression de  $y$  sur  $x$  - Chronogramme et ACF.

## Bibliographie

Gourieroux C. et Monfort A. (1995). Séries temporelles et modèles dynamiques. Economica, 2 edn..

Ladiray D. et Quenneville B. (2000). Désaisonnaliser avec la méthode x-11. Tech. Rep.. <http://www.census.gov/ts/papers/x11french.pdf>.