Cours 2 : Modèles Stationnaires

Prof. Yahia Djabrane

Département de Mathématiques







1 Définition de Modèle Stationnaire

2 Exemples de Modèle Stationnaire

3 Théorème de Wold

4 Causalité et Inversibilité

5 Densité Spectrale



Définition

Une ST X_t est dite **Stationnaire** ou **stationnaire** du **second ordre**, si les moments de X_t sont stable par translation temporelle :

$$\left\{ \begin{array}{ll} E\left(X_{t}\right) = E\left(X_{t+h}\right) = \mu & \text{ind du temps } t \\ \\ \textit{Cov}\left(X_{t}, X_{t+h}\right) = \gamma\left(h\right) & \text{ind du temps } t \end{array} \right.$$

avec

$$Cov\left(X_{t},X_{s}\right)=\gamma\left(\left|t-s\right|
ight), \qquad \gamma\left(h
ight)=\gamma\left(-h
ight) \quad ext{ et } \gamma\left(0
ight)=Var\left(X_{t}
ight).$$

Var dep de t

1)
$$X_t = \cos(wt) \varepsilon_t$$
, $\varepsilon_t \sim BB(0, \sigma^2)$ n'est pas stationnaire car

$$E\left(X_{t}\right) =0$$
,

mais

$$\gamma\left(0\right) = \sigma^2 \cos^2\left(wt\right)$$

dép de t.

E dep de t

2)
$$X_t = \cos(wt) + \varepsilon_t$$
, $\varepsilon_t \sim BB(0, \sigma^2)$ n'est pas stationnaire car

$$E(X_t) = \cos(wt)$$

dép de t, même si

$$Var(X_t) = \sigma^2$$

indépendant du t.

■ Une ST X_t est dite fortement stationnaire si

$$\forall t : \mathcal{L}(X_t) = \mathcal{L}(X_{t+h}).$$

• Une ST X_t est dite fortement stationnaire si

$$\forall t : \mathcal{L}(X_t) = \mathcal{L}(X_{t+h}).$$

■ Il est clair que la stationnarité forte **implique** la stationnarité faible.

• Une ST X_t est dite fortement stationnaire si

$$\forall t : \mathcal{L}(X_t) = \mathcal{L}(X_{t+h}).$$

- Il est clair que la stationnarité forte **implique** la stationnarité faible.
- L'inverse n'est pas vraie sauf si $X \sim Normale$.

■ Bruit Blanc : Les erreurs sont centrées et non autocorrélées :

$$egin{aligned} E\left(arepsilon_{t}
ight) &= 0, \ E\left(arepsilon_{t}arepsilon_{t+h}
ight) &= \gamma\left(h
ight) &= \left\{ egin{array}{ll} \sigma^{2}, & ext{si } h = 0 \ 0, & ext{sinon} \end{array}
ight. \end{aligned}$$

Donc, le BB est un modèle stationnaire.

Problème

Comment montrer la stationnarité du modèle :

$$X_t = 0.4X_{t-1} - 0.2X_{t-2} + \varepsilon_t$$
?

■ Soit le modèle

$$\begin{aligned} X_t + a_1 X_{t-1} + \ldots + a_p X_{t-p} &= \varepsilon_t + b_1 \varepsilon_{t-1} + \ldots + b_d \varepsilon_{t-d} &\Leftrightarrow \\ &(1 + a_1 L + \ldots + a_p L^p) \ X_t &= (1 + b_1 L + \ldots + b_q L^q) \ \varepsilon_t &\Leftrightarrow \\ &\Psi \left(L \right) X_t &= \Phi \left(L \right) \varepsilon_t. \end{aligned}$$

 $\Psi(L)$ est le polynôme caractéristique en L de X_t .

Théorème

Une ST X_t est dite Stationnaire, si toutes les racines z_i de l'équation

$$\Psi\left(z\right) =0,$$

ont le module > 1.



■ Soit le modèle :

$$X_t - 0.1 X_{t-1} + 2 X_{t-2} = 1.2 arepsilon_t$$
 II est clair que $E\left(X_t
ight) = -0.1 E\left(X_{t-1}
ight) + 2 E\left(X_{t-2}
ight) =??$

Soit le modèle :

$$X_t - 0.1X_{t-1} + 2X_{t-2} = 1.2\varepsilon_t$$

II est clair que $E\left(X_{t}\right)=-0.1E\left(X_{t-1}\right)+2E\left(X_{t-2}\right)=??$

■ Considérons, le polynôme caractéristique

$$\Psi(z) = 1 - 0.1z + 2z^2 = 0$$

dont les solutions sont $z_{1,2}=0.025\pm0.707i\in\mathbb{C}$ de modules < 1. Alors, X_t n'est pas stationnaire.

■ Etudier la stationnarité des modèles :

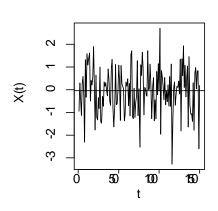
$$X_{t} + X_{t-1} + X_{t-2} = 2t + 3.3\varepsilon_{t}$$

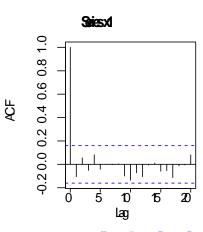
$$X_{t} + X_{t-1} + X_{t-2} = 0.3\varepsilon_{t-1}$$

$$X_{t} - X_{t-1} + 0.24X_{t-2} = 5 + \varepsilon_{t}$$

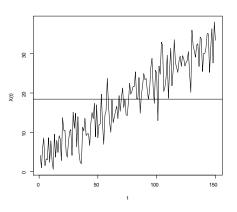
$$(1 - L^{3}) X_{t} = (1 - 0.6L) \varepsilon_{t}$$

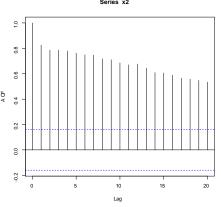
$$\textbf{Modèle 1 (Stat)}: X_t = \varepsilon_t ~~ \varepsilon_t \sim \textit{BBN} \left(\texttt{0,1} \right), ~~ t = 1:150$$



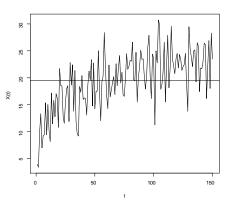


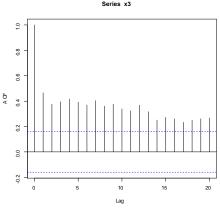
Modèle 2 (Non Stat) :
$$X_t = 0.5t + \varepsilon_t$$
 $\varepsilon_t \sim BBN(0,1)$, $t = 1:150$



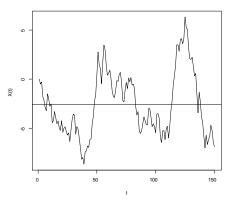


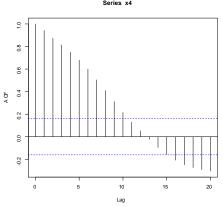
Modèle 3 (Non Stat) :
$$X_t = 2 \log(t) + 5\varepsilon_t$$
 $\varepsilon_t \sim BBN(0,1)$, $t = 1:150$



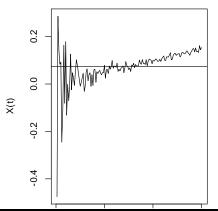


Modèle 4 (Non Stat) :
$$X_t = X_{t-1} + \varepsilon_t - \varepsilon_t \sim BBN(0,1)$$
, $t = 1:150$



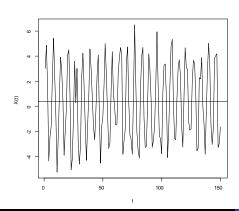


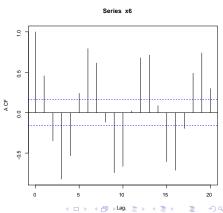
Modèle 5 (Non Stat) :
$$X_t = 0.01t + t^{-1}\varepsilon_t$$
 $\varepsilon_t \sim BBN(0,1)$, $t = 1:150$



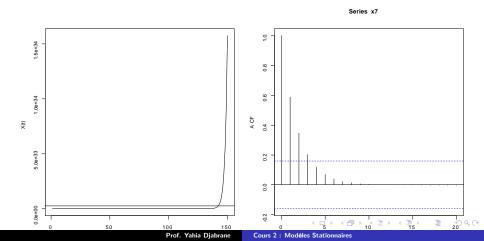
Series x5 0.8 9.0 0.2 0.0

Modèle 6 (Non Stat) :
$$X_t = \log(t) + \sin(t) + \varepsilon_t$$
 $\varepsilon_t \sim BBN(0, 1)$, $t = 1:150$

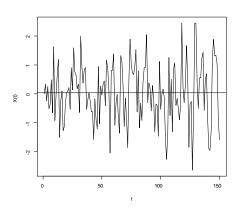


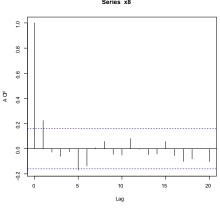


Modèle 7 (Non Stat) :
$$X_t = 1.7X_{t-1} + \varepsilon_t$$
 $\varepsilon_t \sim BBN(0,1)$, $t = 1:150$



Modèle 8 (Stat) :
$$X_t = 0.7X_{t-1} + \varepsilon_t - \varepsilon_t \sim BBN(0, 1)$$
, $t = 1 : 150$





Théorème de Wold

Théorème

Tout modèle X_t Stationnaire peut s'écrire en fonction de BB ε_t , sous la forme :

$$X_t = \sum_{j=0}^{\infty} b_j \varepsilon_{t-j}, \qquad b_j \in R.$$

Exemple

Soit le modèle Stationnaire $X_t = 0.7X_{t-1} + \varepsilon_t$, on a :

$$X_t - 0.7X_{t-1} = (1 - 0.7L) X_t = \varepsilon_t \Rightarrow$$

$$X_t = (1 - 0.7L)^{-1} \varepsilon_t$$

$$= \sum_{j=0}^{\infty} 0.7^j \varepsilon_{t-j} \quad b_j = 0.7^j.$$

Définition : Modèle Causale

Un modèle X_t est dit causale, si X_t s'écrit en fonction du passé de ε_t seulement.

■ Le modèle $X_t = (1 - 0.6L) \, \varepsilon_t = \varepsilon_t - 0.6 \varepsilon_{t-1}$ est causale,

Définition : Modèle Causale

Un modèle X_t est dit causale, si X_t s'écrit en fonction du passé de ε_t seulement.

- Le modèle $X_t = (1-0.6L)\,arepsilon_t = arepsilon_t 0.6arepsilon_{t-1}$ est causale,
- Le modèle $X_t = X_{t-1} + \varepsilon_t$ n'est pas causale,

Définition : Modèle Causale

Un modèle X_t est dit causale, si X_t s'écrit en fonction du passé de ε_t seulement.

- lacksquare Le modèle $X_t = (1-0.6L)\,arepsilon_t = arepsilon_t 0.6arepsilon_{t-1}$ est causale,
- Le modèle $X_t = X_{t-1} + \varepsilon_t$ n'est pas causale,
- lacksquare Le modèle $X_t = \cos(2t) + t^2 + arepsilon_t$ n'est pas causale,

Définition : Modèle Causale

Un modèle X_t est dit causale, si X_t s'écrit en fonction du passé de ε_t seulement.

- lacksquare Le modèle $X_t = (1-0.6L)\,arepsilon_t = arepsilon_t 0.6arepsilon_{t-1}$ est causale,
- Le modèle $X_t = X_{t-1} + \varepsilon_t$ n'est pas causale,
- Le modèle $X_t = \cos(2t) + t^2 + \varepsilon_t$ n'est pas causale,
- Le modèle $(1-L)X_t = (1-L^2)\varepsilon_t$ est causale.

Définition : Modèle Inversible

Un modèle X_t est dit inversible, si ε_t s'écrit en fonction du passé de X_t seulement.

■ Le modèle $(1+0.6L) X_t = \varepsilon_t = X_t + 0.6X_{t-1}$ est inversible,

Définition : Modèle Inversible

Un modèle X_t est dit inversible, si ε_t s'écrit en fonction du passé de X_t seulement.

- Le modèle $(1+0.6L) X_t = \varepsilon_t = X_t + 0.6X_{t-1}$ est inversible,
- Le modèle $X_t = X_{t-1} + \varepsilon_t$ est inversible,

Définition : Modèle Inversible

Un modèle X_t est dit inversible, si ε_t s'écrit en fonction du passé de X_t seulement.

- Le modèle $(1+0.6L) X_t = \varepsilon_t = X_t + 0.6X_{t-1}$ est inversible,
- Le modèle $X_t = X_{t-1} + \varepsilon_t$ est inversible,
- Le modèle $X_t = \cos(2t) + t^2 + \varepsilon_t$ n'est pas inversible,

Définition : Modèle Inversible

Un modèle X_t est dit inversible, si ε_t s'écrit en fonction du passé de X_t seulement.

- Le modèle $(1+0.6L) X_t = \varepsilon_t = X_t + 0.6X_{t-1}$ est inversible,
- Le modèle $X_t = X_{t-1} + \varepsilon_t$ est inversible,
- Le modèle $X_t = \cos(2t) + t^2 + \varepsilon_t$ n'est pas inversible,
- Le modèle $(1-L)X_t = (1-L^2)\varepsilon_t$ n'est pas inversible.

Modèle Causale ou Inversible : Exemples

■ Etudier la Causalité et Inversibilité des modèles :

$$\begin{split} X_t + X_{t-1} + X_{t-2} &= 2t + 3.3\varepsilon_t \\ X_t + X_{t-1} + X_{t-2} &= 0.3\varepsilon_{t-1} \\ X_t - X_{t-1} + 0.24X_{t-2} &= 5 + \varepsilon_t \\ \left(1 - L^3\right)X_t &= \left(1 - 0.6L\right)\varepsilon_t \\ \left(1 - L\right)\left(1 - 0.5L\right)X_t &= \left(1 - L^2\right)\left(1 - 0.6L\right)\varepsilon_t \\ \left(1 - L^3\right)X_t &= \left(1 + 1.6L\right)\varepsilon_t \\ \left(1 - L + 0.25L^2\right)X_t &= \left(1 - \frac{1}{2}L\right)\varepsilon_t \end{split}$$

■ Soit X_t un modèle stationnaire de fonction d'autocovariance γ (.), tel que

$$\Psi\left(L\right)X_{t}=\Phi\left(L\right)arepsilon_{t},\ arepsilon_{t}\sim\mathit{BBN}\left(0,\sigma^{2}\right).$$

■ Soit X_t un modèle stationnaire de fonction d'autocovariance γ (.), tel que

$$\Psi\left(L\right)X_{t}=\Phi\left(L\right)arepsilon_{t},\ arepsilon_{t}\sim\mathit{BBN}\left(0,\sigma^{2}\right).$$

■ X_t admet la densité spectrale donnée par

$$\begin{split} f_{X}\left(\lambda\right) &= \frac{1}{2\pi} \sum_{h=-\infty}^{\infty} \gamma\left(h\right) e^{-i\lambda h} \\ &= \frac{1}{2\pi} \gamma\left(0\right) + \frac{1}{\pi} \sum_{h=1}^{\infty} \gamma\left(h\right) \cos\left(\lambda h\right), \qquad \lambda \in \left[-\pi, \pi\right]. \end{split}$$

■ Soit X_t un modèle stationnaire de fonction d'autocovariance γ (.), tel que

$$\Psi\left(L\right)X_{t}=\Phi\left(L\right)arepsilon_{t},\ arepsilon_{t}\sim\mathit{BBN}\left(0,\sigma^{2}
ight).$$

X_t admet la densité spectrale donnée par

$$f_X(\lambda) = \frac{1}{2\pi} \sum_{h=-\infty}^{\infty} \gamma(h) e^{-i\lambda h}$$
$$= \frac{1}{2\pi} \gamma(0) + \frac{1}{\pi} \sum_{h=1}^{\infty} \gamma(h) \cos(\lambda h), \quad \lambda \in [-\pi, \pi].$$

■ Inversement, la fonction d'autocovariance γ (.) est telle que

$$\gamma(h) = \int_{-\pi}^{\pi} f_X(\lambda) e^{i\lambda h} d\lambda.$$



■ Exemple : Soit le modèle stationnaire :

$$X_t = (1 - 0.6L) \, \varepsilon_t = \varepsilon_t - 0.6\varepsilon_{t-1}$$

Exemple : Soit le modèle stationnaire :

$$X_t = (1 - 0.6L) \, \varepsilon_t = \varepsilon_t - 0.6\varepsilon_{t-1}$$

$$\gamma(h) = E\left(\varepsilon_{t} - 0.6\varepsilon_{t-1}\right)\left(\varepsilon_{t-h} - 0.6\varepsilon_{t-h-1}\right) = \begin{cases} 1,36\sigma^{2}, & h = 0\\ -0,6\sigma^{2}, & h = 1\\ 0, & h \geq 2 \end{cases}$$

Exemple : Soit le modèle stationnaire :

$$X_t = (1 - 0.6L) \, \varepsilon_t = \varepsilon_t - 0.6\varepsilon_{t-1}$$

$$\gamma(h) = E\left(\varepsilon_{t} - 0.6\varepsilon_{t-1}\right)\left(\varepsilon_{t-h} - 0.6\varepsilon_{t-h-1}\right) = \begin{cases} 1,36\sigma^{2}, & h = 0\\ -0,6\sigma^{2}, & h = 1\\ 0, & h \geq 2 \end{cases}$$

$$\Rightarrow f_X(\lambda) = 1,36\frac{\sigma^2}{2\pi} - \frac{0,6}{\pi}\sigma^2\cos(\lambda), \qquad \lambda \in [-\pi,\pi]$$

Densité Spectrale vs BB

 Propriété: Tout modèle stationnaire de densité spectrale constante est un bruit blanc.

Densité Spectrale vs BB

- Propriété: Tout modèle stationnaire de densité spectrale constante est un bruit blanc.
- En effet, soit X_t un modèle stationnaire de de densité spectrale constante $(f_X(\lambda) = C \quad \coprod \lambda)$,

$$\begin{split} \gamma\left(h\right) &= \int_{-\pi}^{\pi} f_{X}\left(\lambda\right) e^{i\lambda h} d\lambda = \int_{-\pi}^{\pi} C e^{i\lambda h} d\lambda = \left[C\frac{1}{ih} e^{i\lambda h}\right]_{-\pi}^{\pi} \\ &= C\frac{1}{ih} \left(\cos\left(\lambda h\right) + i\sin\left(\lambda h\right)\right)_{-\pi}^{\pi} = \left\{ \begin{array}{cc} 2C\pi, & h = 0 \\ 0, & h > 1 \end{array} \right. \\ &\Rightarrow X_{t} \sim BB\left(0, \sigma^{2} = 2C\pi\right) \quad \text{et} \quad f_{X}\left(\lambda\right) = \frac{\sigma^{2}}{2\pi}. \end{split}$$

Densité Spectrale vs BB

- Propriété: Tout modèle stationnaire de densité spectrale constante est un bruit blanc.
- En effet, soit X_t un modèle stationnaire de de densité spectrale constante $(f_X(\lambda) = C \quad \coprod \lambda)$,

$$\begin{split} \gamma\left(h\right) &= \int_{-\pi}^{\pi} f_{X}\left(\lambda\right) e^{i\lambda h} d\lambda = \int_{-\pi}^{\pi} C e^{i\lambda h} d\lambda = \left[C\frac{1}{ih} e^{i\lambda h}\right]_{-\pi}^{\pi} \\ &= C\frac{1}{ih} \left(\cos\left(\lambda h\right) + i\sin\left(\lambda h\right)\right)_{-\pi}^{\pi} = \left\{ \begin{array}{l} 2C\pi, & h = 0 \\ 0, & h > 1 \end{array} \right. \\ &\Rightarrow X_{t} \sim BB\left(0, \sigma^{2} = 2C\pi\right) \quad \text{et} \quad f_{X}\left(\lambda\right) = \frac{\sigma^{2}}{2\pi}. \end{split}$$

■ Inversement, soit X_t un bruit blanc $BB(0, \sigma^2)$. Alors,

$$f_{X}\left(\lambda\right) = \frac{1}{2\pi}\gamma\left(0\right) + \frac{1}{\pi}\sum_{h=1}^{\infty}\gamma\left(h\right)\cos\left(\lambda h\right) = \frac{\sigma^{2}}{2\pi}, \quad \text{ind de } \lambda$$



■ Soit X_t un modèle stationnaire, tel que $\Psi\left(L\right)X_t = \Phi\left(L\right)\varepsilon_t$, $\varepsilon_t \sim BBN\left(0,\sigma^2\right)$.

- Soit X_t un modèle stationnaire, tel que $\Psi\left(L\right)X_t = \Phi\left(L\right)\varepsilon_t$, $\varepsilon_t \sim BBN\left(0,\sigma^2\right)$.
- La densité spectrale $f_X(\lambda)$ de X_t est donnée par

$$f_X(\lambda) = \frac{\left|\Phi\left(e^{i\lambda}\right)\right|^2}{\left|\Psi\left(e^{i\lambda}\right)\right|^2} \frac{\sigma^2}{2\pi}.$$

- Soit X_t un modèle stationnaire, tel que $\Psi\left(L\right)X_t = \Phi\left(L\right)\varepsilon_t$, $\varepsilon_t \sim BBN\left(0,\sigma^2\right)$.
- La densité spectrale $f_X(\lambda)$ de X_t est donnée par

$$f_X(\lambda) = \frac{\left|\Phi\left(e^{i\lambda}\right)\right|^2}{\left|\Psi\left(e^{i\lambda}\right)\right|^2} \frac{\sigma^2}{2\pi}.$$

■ Exemples : Calculer la densité spectrale des modèles suiavants :

$$(1 - 0.9L) X_t = (1 - 0.6L) \varepsilon_t$$

$$(1 - 0.5L) X_t = (1 - L^2) (1 - 0.6L) \varepsilon_t$$

$$(1 - L + 0.25L^2) X_t = (1 + L) \varepsilon_t$$



■ Modèle 1 : $(1 - 0.9L) X_t = (1 - 0.6L) \varepsilon_t$,

$$f_X\left(\lambda\right) = \frac{\left|\Phi\left(e^{i\lambda}\right)\right|^2}{\left|\Psi\left(e^{i\lambda}\right)\right|^2} \frac{\sigma^2}{2\pi} = \frac{\left|\left(1 - 0.9e^{i\lambda}\right)\right|^2}{\left|\left(1 - 0.6e^{i\lambda}\right)\right|^2} \frac{\sigma^2}{2\pi}$$

■ Modèle 1 : $(1 - 0.9L) X_t = (1 - 0.6L) \varepsilon_t$,

$$f_{X}\left(\lambda\right) = \frac{\left|\Phi\left(e^{i\lambda}\right)\right|^{2}}{\left|\Psi\left(e^{i\lambda}\right)\right|^{2}} \frac{\sigma^{2}}{2\pi} = \frac{\left|\left(1 - 0.9e^{i\lambda}\right)\right|^{2}}{\left|\left(1 - 0.6e^{i\lambda}\right)\right|^{2}} \frac{\sigma^{2}}{2\pi}$$

$$= \frac{(1 - 0.9 \cos{(\lambda)})^2 + 0.81 \sin^2{(\lambda)}}{(1 - 0.6 \cos{(\lambda)})^2 + 0.36 \sin^2{(\lambda)}} \frac{\sigma^2}{2\pi}$$

■ Modèle 1 : $(1 - 0.9L) X_t = (1 - 0.6L) \varepsilon_t$,

$$\mathit{f}_{X}\left(\lambda\right) = \frac{\left|\Phi\left(e^{i\lambda}\right)\right|^{2}}{\left|\Psi\left(e^{i\lambda}\right)\right|^{2}} \frac{\sigma^{2}}{2\pi} = \frac{\left|\left(1 - 0.9e^{i\lambda}\right)\right|^{2}}{\left|\left(1 - 0.6e^{i\lambda}\right)\right|^{2}} \frac{\sigma^{2}}{2\pi}$$

$$= \frac{(1 - 0.9\cos(\lambda))^2 + 0.81\sin^2(\lambda)}{(1 - 0.6\cos(\lambda))^2 + 0.36\sin^2(\lambda)} \frac{\sigma^2}{2\pi}$$

$$=\frac{2,81-1,8\cos{(\lambda)}}{1,36-1,2\cos{(\lambda)}}\frac{\sigma^2}{2\pi}.$$

$$\left(1-L+0,25L^{2}\right)X_{t}=\left(1+L\right)\varepsilon_{t}$$

$$\left(1 - \frac{1}{2}L\right)\left(1 - \frac{1}{2}L\right)X_t = (1 + L)\varepsilon_t$$
$$\left(1 - \frac{1}{2}L\right)^2X_t = (1 + L)\varepsilon_t$$

$$\left(1-L+0,25L^2\right)X_t=\left(1-\frac{1}{2}L\right)\left(1+L\right)\varepsilon_t$$

$$Y_t = X_t - m = 0.6 (Y_{t-1} + m = X_{t-1}) + 3 + \varepsilon_t$$

= $0.6Y_{t-1} + \varepsilon_t$