


# Séries chronologiques univariées (STT-6615)

## Chapitre 2

*Exemple, construction des modèles  
ARIMA: Analyse du PNB aux États-Unis*



# *Analyse des données du PNB aux États-Unis*

- **Exemple:** Produit national brut aux États-Unis.
- Données trimestrielles couvrant la période: 1947 (1er trimestre) à 2002 (3ième trimestre);  $n = 223$ .
- Les données sont en milliards de dollars enchaînées (1996).
- Les données ont été désaisonnalisées.

# Ajustement de modèles AR(1) et MA(2)

- **`pnbdifflog = diff(log(pnb))`**
- **Ajustement d'un AR(1)**
- **`pnbdifflog.ar1 = arima(pnbdifflog, order = c(1, 0, 0))`**
- **Ajustement d'un MA(2)**
- **`pnbdifflog.ma2 = arima(pnbdifflog, order = c(0, 0, 2))`**

# Analyse des résultats: AR(1)

- Call:
- `arma(x = pnbdifflog, order = c(1, 0, 0))`
  
- Coefficients:
- ar1    intercept
- 0.3467    0.0083
- s.e.    0.0627    0.0010
  
- `sigma^2` estimated as `9.03e-05`:    `log likelihood = 718.61`,
- `aic = -1431.22`

# Écriture du modèle AR(1)

- Le modèle prend la forme:

$$(X_t - \mu) = \phi(X_{t-1} - \mu) + w_t,$$

$$X_t = \alpha + \phi X_{t-1} + w_t.$$

- La relation entre les paramètres est:

$$\alpha = \mu(1 - \phi)$$

# Écriture du modèle AR(1) basée sur la sortie informatique

- Le modèle est:

$$(X_t - 0.008) = 0.347(X_{t-1} - 0.008) + \hat{w}_t$$

$$X_t = 0.005 + 0.347X_{t-1} + \hat{w}_t$$

- On remarque que  $0.0083*(1-0.3467) = 0.0054$

# Concernant les écarts-type

- On a directement de la sortie informatique que les erreurs-type de  $\mu$  et  $\phi$  sont 0.010 et 0.0627, respectivement.
- Concernant l'erreur-type de  $\alpha$ , si  $\phi$  était connu, on aurait:  $\text{var}(\hat{\alpha}) = (1 - \phi)^2 \text{var}(\hat{\mu})$
- On trouve ainsi comme approximation pour l'erreur-type de l'estimateur de  $\alpha$ :
- $(1-0.3467)*0.010 = 0.0006533$

# Analyse des résultats: MA(2)

- Call: `arima(x = pnbdifflog, order = c(0, 0, 2))`
- Coefficients:

	ma1	ma2	intercept
	0.3028	0.2035	0.0083
s.e.	0.0654	0.0644	0.0010
- `sigma^2` estimated as 8.92e-05: `log likelihood = 719.96,`
- `aic = -1431.93`
- Le modèle prend la forme:

$$X_t = \alpha + \theta_1 w_{t-1} + \theta_2 w_{t-2} + w_t$$



# Écriture du modèle MA(2) basée sur la sortie informatique

- Modèle MA(2) avec paramètres estimés et erreurs-type en indice:

$$X_t = 0.008_{(0.001)} + 0.303_{(0.065)} \hat{w}_{t-1} + 0.204_{(0.064)} \hat{w}_{t-2} + \hat{w}_t$$

# Illustration que ces deux modèles sont plutôt similaire

- Rappelons qu'un  $AR(1)$  peut s'exprimer comme une moyenne mobile d'ordre infini.
- Les coefficients de la représentation linéaire s'amortissent habituellement assez rapidement vers zéro.
- On peut obtenir ces poids  $\psi$  à l'aide de la fonction  $R_{ARMA \circ MA}()$ .

# Calcul des poids de la représentation linéaire

```
> ARMAtoMA(ar=.35, ma=0, 10)
[1] 3.500000e-01 1.225000e-01 4.287500e-02 1.500625e-02 5.252187e-03
[6] 1.838266e-03 6.433930e-04 2.251875e-04 7.881564e-05 2.758547e-05
```

- On peut améliorer l'affichage avec la commande `round()`. À quatre décimales:
- ```
> round(ARMAtoMA(ar=.35, ma=0, 10), 4)
```
- ```
[1] 0.3500 0.1225 0.0429 0.0150 0.0053 0.0018
0.0006 0.0002 0.0001 0.0000
```
- Ce AR(1) est approximativement le MA(2):

$$X_t \approx 0.35w_{t-1} + 0.12w_{t-2} + w_t$$