Econométrie TP5

Séries temporelles

Patrick Waelbroeck

Telecom Paris

March 6, 2020

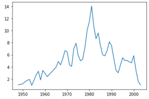
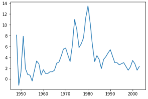
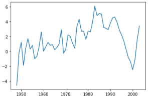
On utilise la base de données `intdef.raw`.

```
df = pd.read_csv('intdef.raw', delim_whitespace=True, header=None)
```

Exercice 1

Représenter graphiquement les séries i3, inf et def en fonction de l'année. Disctuer la stationnarité.

```
year=df[0]
i3=df[1]
plt.plot(year,i3)
inf=df[2]
plt.plot(year,inf)
deficit=df[5]
plt.plot(year,deficit)
```

Utilisation des valeurs laggées

Exercice 2

Estimer le modèle $y(t) = i3(t)$ en fonction d'une constante, de $def(t-1)$ et $inf(t-1)$

Exercice à faire en deux étapes. Première étape, construire $def(t-1)$ et $inf(t-1)$. Pour cacluler les lags, on peut utiliser la fonction `shit(-1)` de `panda`, mais je ne le recommande pas, car on ne traite pas les valeurs manquantes de manière explicite. Deuxième étape : construire $y(t) = i3(t)$ et $X(t)$.

Attention aux indices et aux dimensions des `array`.

Remarque : on perd la première observation (normal, puisqu'on utilise une valeur laggée).

```
n=len(inf)
inf_1=inf[0:n-1]
def_1=deficit[0:n-1]
y=i3[1:n]
const=np.ones(n-1)
X=np.column_stack((const, inf_1,def_1))
```

Utilisation des valeurs laggées (suite)

```
model=sm.OLS(y,X)
results = model.fit()
print(results.summary())
```

Attention le nombre d'observation est 55.
Remarque : il s'agit d'une équation d'un système Vector Auto Regression (VAR) en supposant que les valeurs passées de $i3$ n'influence pas sa valeur actuelle. On peut tester cette hypothèse (voir plus loin).

Résultats OLS

```
==============================================================================
Dep. Variable:                      1   R-squared:                       0.594
Model:                            OLS   Adj. R-squared:                  0.578
Method:                 Least Squares   F-statistic:                     38.03
Date:                Fri, 06 Mar 2020   Prob (F-statistic):           6.67e-11
Time:                        09:48:57   Log-Likelihood:                -110.27
No. Observations:                  55   AIC:                             226.5
Df Residuals:                      52   BIC:                             232.6
Df Model:                           2
Covariance Type:            nonrobust
==============================================================================
                 coef    std err          t      P>|t|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          1.8930      0.435      4.356      0.000       1.021       2.765
x1             0.5672      0.083      6.865      0.000       0.401       0.733
x2             0.5521      0.120      4.616      0.000       0.312       0.792
==============================================================================
Omnibus:                        2.640   Durbin-Watson:                   0.812
Prob(Omnibus):                  0.267   Jarque-Bera (JB):                2.043
Skew:                          -0.317   Prob(JB):                        0.360
Kurtosis:                       2.300   Cond. No.                         9.27
==============================================================================
```

Test d'autocorrélation des erreurs

Exercice 3

Tester l'autocorrélation des erreurs en testant l'hypothèse
$H_0 : \rho = 0$
dans l'équation $u(t) = \rho u(t-1) + \nu$

ON récupère les erreurs on on construit la variable $u(t-1)$.
Attention : on perd à nouveau une observation !

```
u=results.resid
n=len(u)
u_1=u[0:n-1]
const=np.ones(n-1)
X=np.column_stack((const, u_1))
X=X[:,1]
y=u[1:n]
model=sm.OLS(y,X)
results1 = model.fit()
print(results1.summary())
```

p=0.0. On rejette l'hypothèse H_0 à 1%.

Résultats OLS

```
                            OLS Regression Results
=======================================================================================
Dep. Variable:                      y   R-squared (uncentered):                   0.332
Model:                            OLS   Adj. R-squared (uncentered):              0.319
Method:                 Least Squares   F-statistic:                              26.32
Date:                Fri, 06 Mar 2020   Prob (F-statistic):                    4.20e-06
Time:                        10:34:49   Log-Likelihood:                         -96.613
No. Observations:                  54   AIC:                                      195.2
Df Residuals:                      53   BIC:                                      197.2
Df Model:                           1
Covariance Type:            nonrobust
==============================================================================
                 coef    std err          t      P>|t|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
x1             0.5738      0.112      5.130      0.000       0.349       0.798
==============================================================================
Omnibus:                        2.025   Durbin-Watson:                   1.489
Prob(Omnibus):                  0.363   Jarque-Bera (JB):                1.963
Skew:                          -0.405   Prob(JB):                        0.375
Kurtosis:                       2.535   Cond. No.                         1.00
==============================================================================
```

Correction de l'autocorrélation des erreurs

Exercice 4

Utiliser la transformation $y(t) - \rho y(t-1)$ et $X_k(t) - \rho X_k(t-1)$

```
rho=results1.params[0]
```

Attention aux indices sous Python.

Exercice 5

Introduire $inf(t-2)$ et $def(t-2)$ dans le modèle de l'exercice 2. Représentez les délais distribués

```
n=len(i3)
y=i3[2:n]
inf_1=inf[1:n-1]
inf_2=inf[0:n-2]
def_1=deficit[1:n-1]
def_2=deficit[0:n-2]
const=np.ones(n-2)
X=np.column_stack((const, inf_1,inf_2,def_1,def_2))

model=sm.OLS(y,X)
results = model.fit()
print(results.summary())

d_inf=(results.params[1], results.params[2])
x=(1,2)
plt.bar(x,d_inf)
```

Exercice 6

Test l'hypothèse de causalité de Granger de l'effet de l'inflation sur $i3$.

Résultat pour la statistique de Fisher et la p-value :

`F=25.069`

On rejette l'hypothèse $H_0 (p < 0.01)$.