

# Econométrie TP2

## Le modèle linéaire Python

Patrick Waelbroeck

Telecom Paris

February 6, 2020

On utilise la base de données `wage1.raw`.

## Exercice 1

Définir la variable dépendante  $y = \text{wage}$ . La matrice de variable explicative inclut une constante et les variables *educ*, *exper*, *tenure*.

La commande `np.ones(shape)` retourne une matrice de dimension `shape`. La commande `np.column_stack` permet de définir une matrice à partir des vecteurs. On peut également définir la matrice `X` avec `pandas` ou utiliser la fonction `reshape`.

```
y=wage
s=np.shape(wage)
const=np.ones(s)
educ=df[1]
exper=df[2]
tenure=df[3]
X=np.column_stack((const, educ, exper, tenure))
```

## Exercice 2

Calculer les estimateurs des moindres carrés ordinaires  $\hat{\beta} = (X'X)^{-1}X'y$

Plusieurs possibilités :

- utiliser la bibliothèque `np.linalg`. Solution retenue pour la suite.
- utiliser la bibliothèque `statsmodels`. Voir plus loin.

La fonction `X.T` retourne la transposée de `X`.

```
beta = np.linalg.inv(X.T @ X)@X.T@y
```

On obtient ainsi pour `beta` :

```
array([-2.87273489,  0.59896507,  0.02233952,  0.16926865])
```

### Exercice 3

Calculer la matrice de variance-covariance des estimateurs OLS

$Var(\hat{\beta}) = \sigma^2(X'X)^{-1}$ . Puis, calculer les écart-types.

On doit d'abord calculer un estimateur de la variance des résidus. Ensuite, calculer les écart-types en utilisant les fonctions `np.sqrt()` et `np.diag()`.

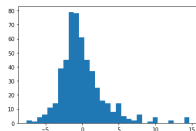
```
u=y-X@beta
n,k=np.shape(X)
sig2=u.T@u/(n-k)
Var=sig2*np.linalg.inv(X.T @ X)
std=np.sqrt(np.diag(Var))
```

Résultat pour std :

```
array([0.72896429, 0.05128355, 0.01205685, 0.02164461])
```

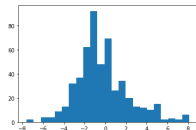
## Exercice 4

Faire l'histogramme des erreurs. Supprimer les observations pour lesquelles l'erreur est située à plus de trois écart-types de la moyenne. Refaire l'estimation.



Utiliser les commandes du TP 1 pour sélectionner les observations. Résultat pour  $\hat{\beta}$ :

```
array([-1.70094791,  0.50063696,  0.01756833,  0.14558487])\
```



```
plt.hist(u,'auto')
s=(np.abs(u)<3*np.sqrt(sig2))
u1=u[s]
plt.hist(u1,'auto')
y=y[s]
X=X[s,:]
beta = np.linalg.inv(X.T @ X)@X.T@y
```

## Exercice 5

Tester l'hypothèse de non significativité de  $\beta_{\text{exper}}$ , avec une hypothèse alternative des deux côtés à 5%:

$$H_0 : \beta_{\text{exper}} = 0$$

Calculer le seuil critique de rejet ainsi que la p-value.

Les distributions statistiques sont dans la bibliothèque `scipy.stats`. On a besoin de la distribution de student `t`.

```
from scipy.stats import t
```

On a également besoin de la fonction `t.ppf(q,df)` qui retourne le percentile d'ordre `q` avec un degré de liberté `df`. Les p-valeurs sont données par la fonction `t.sf(x,df)` qui calcule l'aire à droite de `x` sous la distribution de la loi de student avec `df` degrés de libertés.

Résultats pour la student et la p-value

1.77887789559074

0.07585416697773316

On ne rejette pas l'hypothèse  $H_0$  à 5%.

```
u=y-X@beta
n,k=np.shape(X)
sig2=u.T@u/(n-k)
Var=sig2*np.linalg.inv(X.T @ X)
std=np.sqrt(np.diag(Var))
beta[2]/std[2]
t.sf(beta[2]/std[2],n-k)*2
```



## Exercice 6

Faire le même test en utilisant la bibliothèque statsmodels.

On importe la bibliothèque statsmodels. La commande OLS permet d'obtenir les estimateurs des moindres carrés ordinaires.

```
import statsmodels.api as sm
model=sm.OLS(y,X)
results = model.fit()
print(results.summary())
```

## Exercice 6

```
=====
                        OLS Regression Results
=====
Dep. Variable:          y      R-squared:          0.314
Model:                OLS      Adj. R-squared:       0.310
Method:             Least Squares      F-statistic:       78.11
Date:                Thu, 06 Feb 2020    Prob (F-statistic): 1.33e-41
Time:                19:51:47      Log-Likelihood:    -1204.4
No. Observations:    515      AIC:                2417.
Df Residuals:        511      BIC:                2434.
Df Model:              3
Covariance Type:      nonrobust
=====
                        coef      std err          t      P>|t|      [0.025      0.975]
-----
const             -1.7009      0.604      -2.818      0.005      -2.887      -0.515
x1                 0.5006      0.043     11.736      0.000      0.417      0.584
x2                 0.0176      0.010      1.779      0.076     -0.002      0.037
x3                 0.1456      0.018      8.103      0.000      0.110      0.181
=====
Omnibus:                63.796      Durbin-Watson:          1.832
Prob(Omnibus):          0.000      Jarque-Bera (JB):        90.134
Skew:                   0.866      Prob(JB):                2.68e-20
Kurtosis:               4.097      Cond. No.:               135.
=====
```

## Exercice 7

Refaire l'exercice 5 avec  $y = \log(\text{wage})$  (avec le même échantillon qu'en 2-5).

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

2.2412779619145424

0.025436638860709744

Cette fois, on rejette l'hypothèse  $H_0$ .

```
y=np.log(y)
beta = np.linalg.inv(X.T @ X)@X.T@y
u=y-X@beta
n,k=np.shape(X)
sig2=u.T@u/(n-k)
Var=sig2*np.linalg.inv(X.T @ X)
std=np.sqrt(np.diag(Var))
beta[2]/std[2]
t.sf(beta[2]/std[2],n-k)*2
```

## Exercice 8

Tester l'hypothèse :

$$H_0 : \beta_{educ} = 0.6$$

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

-2.329221511737763

0.02023620756802269

```
test=(beta[1]-0.6)/std[1]  
2*(1-t.sf(test,n-k))
```

## Exercice 9

Tester l'hypothèse :

$$H_0 : \beta_{educ} = \beta_{exper}$$

Ecrire le modèle en fonction du paramètre  $\theta = \beta_{educ} - \beta_{exper}$ . Cela revient à faire une régression de  $y$  sur une *constante*, *educ*, *educ + exper*, *tenure*.

# Exercice 9

OLS Regression Results						
=====						
Dep. Variable:	y	R-squared:	0.314			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.310			
Method:	Least Squares	F-statistic:	78.11			
Date:	Thu, 06 Feb 2020	Prob (F-statistic):	1.33e-41			
Time:	20:48:22	Log-Likelihood:	-1204.4			
No. Observations:	515	AIC:	2417.			
Df Residuals:	511	BIC:	2434.			
Df Model:	3					
Covariance Type:	nonrobust					
=====						
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
-----						
const	-1.7009	0.604	-2.818	0.005	-2.887	-0.515
x1	0.4831	0.041	11.884	0.000	0.403	0.563
x2	0.0176	0.010	1.779	0.076	-0.002	0.037
x3	0.1456	0.018	8.103	0.000	0.110	0.181
=====						
Omnibus:	63.796	Durbin-Watson:	1.832			
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	90.134			
Skew:	0.866	Prob(JB):	2.68e-20			
Kurtosis:	4.097	Cond. No.	189.			
=====						

On rejette l'hypothèse  $H_0$  à 5%.



```
toteduc=educ+exper
X=np.column_stack((const, educ, toteduc, tenure))
X=X[s,:]
model=sm.OLS(y,X)
results = model.fit()
print(results.summary())
```

## Exercice 10

Tester l'hypothèse :

$$H_0 : \beta_{educ} + \beta_{exper} = 1$$

Réécrire le modèle en fonction de  $\theta = 1 - \beta_{educ} - \beta_{exper}$ . Cela revient à redéfinir  $y' = wage - educ$  que l'on explique en fonction d'une *constante*, *educ*, *educ - exper* et *tenure*.

## Exercice 10

OLS Regression Results						
Dep. Variable:	y	R-squared:	0.368			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.365			
Method:	Least Squares	F-statistic:	99.36			
Date:	Thu, 06 Feb 2020	Prob (F-statistic):	1.13e-50			
Time:	20:57:15	Log-Likelihood:	-1204.4			
No. Observations:	515	AIC:	2417.			
Df Residuals:	511	BIC:	2434.			
Df Model:	3					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	-1.7009	0.604	-2.818	0.005	-2.887	-0.515
x1	-0.4818	0.047	-10.314	0.000	-0.574	-0.390
x2	0.0176	0.010	1.779	0.076	-0.002	0.037
x3	0.1456	0.018	8.103	0.000	0.110	0.181
Omnibus:	63.796	Durbin-Watson:	1.832			
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	90.134			
Skew:	0.866	Prob(JB):	2.68e-20			
Kurtosis:	4.097	Cond. No.	93.1			

On rejette l'hypothèse  $H_0$  à 5%.

```
y=wage-educ
diffeduc=exper-educ
X=np.column_stack((const, educ, diffeduc, tenure))

y=y[s]
X=X[s,:]
model=sm.OLS(y,X)
results = model.fit()
print(results.summary())
```