



Université de Montpellier  
Faculté d'économie

# Travail Économétrique

La part des locataires dans les départements Français

Mosse Joseph, Rubira Pierre

Économétrie théorique  
M1-MBFA - Année 2022-2023

## 1 Résumé

L'objectif de ce travail économétrique est de mettre en évidence les relations de cause entre la part de locataires en résidences principales au niveau des départements Français et diverses variables macroéconomiques de ces départements. Cette étude nous a mené à construire un premier modèle linéaire et à l'estimer par la méthode des moindres carrés ordinaires. Ce modèle étant soumis à de la multicolinéarité, nous avons dû retirer des variables afin d'obtenir un modèle final de bonne qualité, capable de bien expliquer les proportions de locataires par départements.

## 2 Introduction

Malgré l'augmentation du nombre de logements, les inégalités ne cessent d'augmenter. D'après l'Insee le nombre de logements à presque doublé alors que la population n'a augmenté que de 37%<sup>1</sup>. La hausse des inégalités et la baisse du pouvoir d'achat étant au cœur de l'actualité. Lorsque en 2018, les dépenses de loyers pesaient 6.1% dans l'IPC<sup>2</sup>, ou bien que 24% des ménages détiennent plus de la moitié des logements possédés<sup>3</sup>. Nous avons trouvé bon d'essayer de modéliser économétriquement la part des locataires en résidences principales. C'est à dire, la part des personnes vivant en résidence principale et qui n'en sont pas propriétaires. La problématique est la suivante : Quels sont donc les principaux facteurs expliquant la part de locataire en résidence principale dans les départements Français?

## 3 Données utilisées

Les données utilisées ont été sélectionnées dans la base de l'INSEE pour l'année 2019 sur l'ensemble des départements. Cependant certaines valeurs n'étant pas disponibles pour les départements d'outre-mer, L'étude se portera uniquement sur les départements de France métropolitaine.

### 3.1 Variable expliquée

La variable dépendante est :

- *locataire* : la part de locataires en résidences principales, celle-ci comprend les locataires du parc public (HLM) ainsi que ceux du parc privé.

---

<sup>1</sup>Insee. *50 ans d'évolution des résidences principales : des logements plus grands et moins peuplés*. 2021. URL: <https://www.insee.fr/fr/statistiques/5400123>.

<sup>2</sup>Insee. *Le logement dans l'indice des prix à la consommation*. 2019. URL: <https://www.insee.fr/fr/statistiques/4126450>.

<sup>3</sup>Insee. *France, portrait social*. 2021. URL: <https://www.insee.fr/fr/statistiques/5432517>.

En moyenne, le taux de locataires dans un département de France métropolitaine est de 36,47 %, avec pour minimum 24,3% (Creuse) et pour maximum 61,7%(Paris). L'écart type de la part de locataires, est assez élevé à 6,77%. Cela dénote une certaine hétérogénéité entre les différents départements Français.

### 3.2 Variables explicatives

Au total, sept variables sous forme de taux ont été choisies pour essayer d'expliquer la part de locataires.

- *dipsup* : La part des diplômés d'un BAC+5 ou plus, le niveau de diplôme conditionne la catégorie socioprofessionnelle d'un travailleur et par extension son salaire . La part des hauts diplômés peut donc être un bon indicateur de niveau de vie.
- *appart* : La part d'appartements dans le total des logements. Le parc locatif Français comprend une majorité d'appartements<sup>4</sup>, cette variable pourrait donc avoir un fort impact positif sur la part de locataires.
- *chomage* : Le taux de chômage annuel moyen. Le taux de chômage peut être un bon indicateur de richesse, un agent au chômage aura une plus faible chance de pouvoir contracter un prêt que un agent n'étant pas au chômage, et par conséquent aura plus tendance à être locataire.
- *urba* : La part de la population vivant dans une unité urbaine, permet de donner un bon aperçu de la proportion d'habitants urbains.
- *persagee* : La part des personnes âgées de 65 ans ou plus dans la population. Cette variable devrait avoir un effet négatif sur la part de locataires, car plus l'âge augmente, plus un agent est susceptible d'accumuler du capital et a utiliser ce dernier dans l'acquisition d'un bien immobilier. En fonction de l'âge, la part de propriétaires augmente grandement.<sup>5</sup>
- *pauvrete* : Le taux de pauvreté. Comme indicateur de richesse, en effet, la pauvreté a plus tendance a toucher les locataires.<sup>6</sup>
- *jeune* : La part des personnes âgées de moins de 25 ans dans la population. Au contraire des personnes âgées de plus de 25 ans, cette variable devrait avoir un effet positif sur la variable dépendante.

---

<sup>4</sup>Insee, *France, portrait social*.

<sup>5</sup>Insee, *France, portrait social*.

<sup>6</sup>Observatoire des inégalités. *La pauvreté touche d'abord les locataires*. 2021. URL: <https://www.inegalites.fr/pauvrete-locataires-proprietaires>.

Table 1: Statistiques sur les variables explicatives

Variable	Moyenne	Écart Type	Minimum	Maximum
dipsup	8,14	5,10	3,8	39,5
appart	35,86	17,26	12,9	96,9
chomage	7,55	1,47	4,3	12,3
urba	68,07	17,62	21,4	100
persagee	22,17	3,94	11,9	30,1
pauvrete	14,37	2,99	9,1	27,9
jeune	27,99	2,98	21,6	35,4

Et une variable indicatrice a été codée.

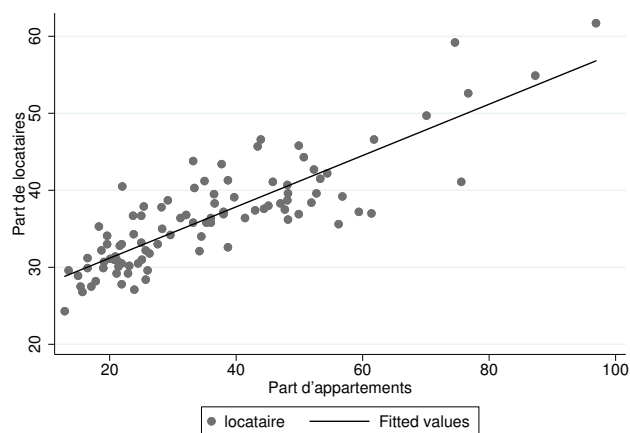
- *ville* : Variable indicatrice, prend la valeur 1 si le département comprend une des 15 villes les plus peuplées de France, 0 sinon. Cette variable permet de distinguer les départements avec grande ville. Étant donné que les données sur les prix immobiliers par départements ne sont pas disponibles, on peut émettre l'hypothèse que l'immobilier dans les grandes villes est élevé, alors cette variable peut être utilisée comme mesure des coûts de l'immobilier.

Une fois les variables sélectionnées, une matrice de corrélation des variables peut être dressée.

Table 2: Matrice du coefficient de corrélation entre les variables

	locataire	dipsup	appart	chomage	urba	persagee	pauvrete	jeune	ville
locataire	1								
dipsup	0,74	1							
appart	0,85	0,79	1						
chomage	0,30	-0,06	0,13	1					
urba	0,78	0,64	0,78	0,32	1				
persagee	-0,73	-0,55	-0,63	-0,10	-0,70	1			
pauvrete	0,32	-0,08	0,11	0,76	0,13	0,04	1		
jeune	0,64	0,38	0,48	0,15	0,65	-0,94	-0,03	1	
ville	0,50	0,40	0,43	0,09	0,46	-0,28	0,05	0,28	1

Les variables expliquées choisies sont relativement bien corrélées avec la variable dépendante, en effet la variable la plus corrélée positivement avec la part de locataires est la part d'appartements. Une simple régression linéaire représentée graphiquement si dessous permet de confirmer cette tendance.

Figure 1: Regression de *locataires* sur *appart*

Il est possible de détecter une forte corrélation entre certaines variables explicatives en particulier les variables *persagee* et *jeune*, ce qui pourrait poser un problème de colinéarité lors de la modélisation.

## 4 Modélisation

### 4.1 Modèle initial

#### 4.1.1 Spécification du modèle

Le premier modèle est formulé de la sorte :

$$\begin{aligned} locataire_i = & \beta_1 + \beta_2 dipsup_i + \beta_3 jeune_i + \beta_4 persagee_i \\ & + \beta_5 appart_i + \beta_6 chomage_i + \beta_7 urba_i \\ & + \beta_8 pauvreté_i + \beta_9 ville_i + \varepsilon_i \end{aligned} \quad (1)$$

#### 4.1.2 Interprétation des résultats

On estime par la méthode des moindres carrés ordinaires les coefficients de l'équation précédente.

Table 3: Première regression

Variable	Coefficient	Écart-Type
Constante	-0,58	13,0103
dipsup	0,36	0,0822579
jeune	0,72	0,28
persagee	-0,04	0,23
appart	0,15	0,03
chomage	-0,16	0,28
ubra	-0,003	0,03
pauvrete	0,74	0,13
ville	2,18	0,75
N	96	
SCE	3917,01	
SCR	442,20	
SCT	4359,20	

Le modèle s'écrit alors :

$$\begin{aligned} \hat{locataire}_i = & -0,58 + 0,36 \times dipsup_i + 0,72 \times jeune_i - 0,04 \times persagees_i \\ & + 0,15 \times appart_i - 0,16 \times chomage_i - 0,004 \times urba_i \\ & + 0,74 \times pauvreté_i + 2,18 \times ville_i \end{aligned}$$

Le coefficient de détermination  $R^2$  est calculé.

$$R^2 = \frac{SCE}{SCT} = \frac{3917,00559}{4359,20494} = 0,8986$$

Ainsi que le coefficient de détermination ajusté aux nombres de variables.

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{SCR/(N-K)}{SCT/(N-1)} = \frac{442,199351/87}{4359,20494/95} = 0,8892$$

Les deux coefficients sont élevés, cela laisse donc à supposer que l'ajustement de la regression est de bonne qualité. Cependant, des tests de significativité (des paramètres et conjointe), et une étude de la multicolinéarité restent à être menés pour confirmer cela.

#### 4.1.3 Tests de significativité

Dans un premier temps, le test  $F$  de significativité conjointe est fait. L'hypothèse nulle, et l'hypothèse alternative de ce test sont telles que :

$$\begin{aligned} H_0 : \beta_2 = \beta_3 = \dots \beta_K = 0 \\ H_1 : \text{Au moins un } \beta_j \neq 0. \end{aligned}$$

La statistique de test sous l'hypothèse nulle est distribuée selon une loi  $F$  de Fisher.

$$F = \frac{SCE/(K-1)}{SCR/(N-K)} \sim F(K-1, N-K)$$

Pour un niveau de test à  $\alpha = 5\%$ , on compare la statistique calculée au quantile à 95% de la distribution  $F$  de Fisher avec comme degrés de liberté 8 et 87 respectivement au numérateur et au dénominateur.

$$F_{1-\alpha}(K-1, N-K) = F_{0.95}(8, 87) = 2,0466714$$

Après calculs,  $F = 96,33$ . La statistique est supérieure au seuil, l'hypothèse nulle est rejetée au moins une variable permet d'expliquer le modèle.

Maintenant, il faut déterminer plus précisément quels sont les paramètres estimés significativement différents de 0. Pour cela, un test  $t$  de significativité est effectué sur les 9 paramètres :

$$\begin{aligned} H_0 : \beta_j = 0 \\ H_1 : \beta_j \neq 0 \end{aligned}$$

La statistique de test calculée sous l'hypothèse nulle est distribuée selon une loi  $t$  de Student :

$$t_{\beta_j} = \frac{\hat{\beta}_j}{s_{\hat{\beta}_j}} \sim t(N-K)$$

Le niveau de test bilatéral est  $\alpha = 5\%$  et la statistique en valeur absolue doit être comparée au quantile à 97,5% de la distribution  $t$  de Student à 88 degrés de liberté, soit le seuil critique :

$$t_{1-\alpha/2}(N - K) = t_{0,975}(87) = 1,9876083$$

Tous calculs faits, les résultats sont :

Table 4: Statistique  $t$ 

Variable	Statistique $t$
constante	-0,04
dipsup	4,41
jeune	2,54
persagee	-0,19
chomage	-0,58
urba	-0,14
pauvrete	5,84
ville	2,91

Les statistiques de test  $t_{\beta_1}, t_{\beta_4}, t_{\beta_6}$  et  $t_{\beta_7}$  sont inférieures en valeur en absolue au seuil. L'hypothèse nulle, est acceptée pour ces paramètres, ils ne sont pas significatifs. Les variables *persagee*, *chomage* et *urba* seront donc retirées.

En revanche,  $t_{\beta_2}, t_{\beta_3}, t_{\beta_5}, t_{\beta_8}$  et  $t_{\beta_7}$  sont supérieures en valeur absolue au seuil critique de 1,99. On rejette l'hypothèse nulle pour ces paramètres ils sont significatifs, les variables *dipsup*, *jeune*, *appart*, *pauvrete* et *ville* permettent d'expliquer en partie *locataire*

#### 4.1.4 Etude de la multicollinéarité

Une corrélation forte entre plusieurs variables explicatives peut induire une présence de multicollinéarité dans le modèle. Un calcul du VIF est fait pour chacune des variables.

Table 5: Facteur d'inflation de la variance

Variable	VIF
persagee	15,60
jeune	13,22
appart	4,91
urba	4,51
dipsup	3,29
chomage	3,10
pauvrete	2,67
ville	1,39



Il y a de la multicolinéarité dans le modèle, les variables *jeune*, *persagee* et *appart* ont un vif élevé, les deux dernières seront retirées du modèle afin de traiter la multicolinéarité.

## 4.2 Modèle final

Un second modèle est formulé à la suite des résultats précédents. Ce modèle est tel que :

$$locataire_i = \beta_1 + \beta_2 dipsup_i + \beta_3 jeune_i + \beta_4 pauvrete_i + \beta_5 ville_i + \varepsilon_i$$

Les paramètres du modèle sont estimés grace aux MCO.

Table 6: Regression finale

Variable	Coefficient	Écart-type	Statistique t
constante	-9,17	3,13	-2,39
dipsup	0,73	0,06	11,82
jeune	0,91	0,10	9,05
pauvrete	0,83	0,09	8,94
ville	2,72	0,83	3,26
$N$	96	SCE	3710,79
$R^2$	0,85	SCR	648,42
$\bar{R}^2$	0,84	SCT	4359,20

### 4.2.1 Interprétation des résultats

Les quatres variables explicatives ont un effet positif sur la part de locataires en résidence principale. L'effet marginal de chaque variable peut être étudié, pour cela, il suffit de dériver le modèle partiellement par rapport à une des variables pour connaître son effet marginal.

$$\frac{\partial locataire}{\partial dipsup} = \hat{\beta}_2 \simeq 0,73 \quad \frac{\partial locataire}{\partial jeune} = \hat{\beta}_3 \simeq 0,91 \quad \frac{\partial locataire}{\partial pauvrete} = \hat{\beta}_4 \simeq 0,83$$

Par exemple l'augmentation de la part de diplômés BAC+5 ou plus de 1 point entraînera une augmentation de la part de locataire de 0.73 points toutes choses étant égales par ailleurs. L'effet le plus fort est l'effet de la population de moins de 25 ans, son effet marginal est presque un pour un. Ce résultat semble logique, puisque les populations jeunes sont très peu propriétaires<sup>7</sup>.

D'autre part, les personnes vivant sous le seuil de pauvreté sont moins enclin à acheter un bien immobilier, la location est donc privilégiée.

En revanche, l'effet marginal de la part de hauts diplômés est surprenant. Il serait simple

<sup>7</sup>Insee. *France, portrait social*. 2019. URL: <https://www.insee.fr/fr/statistiques/4238401>.

de penser que cet effet soit négatif, car une personne ayant fait de longues études aura un niveau de vie supérieur à la moyenne et sera donc plus enclin à acheter un bien immobilier pour y vivre. Or ici, l'effet marginal est positif, la principale cause pourrait être le prix élevé de l'immobilier dans les grandes villes (lieu de travail des diplômés supérieurs) en particulier Paris<sup>8</sup>. Une autre cause pourrait être une mobilité accrue des diplômés supérieurs comme les cadres. Ou bien une précarité grandissante des diplômés ne trouvant pas de travail<sup>9</sup>. L'effet de la présence d'une grande ville dans le département est aussi élevé. Cela confirme que les locataires ont tendance à habiter en ville.

Les coefficients de détermination simple et ajusté sont relativement élevés, la qualité de l'ajustement du modèle est donc bonne. En théorie la multicolinéarité a été traitée, pour confirmer cela, un calcul des VIF est effectué.

Table 7: VIF

Variable	VIF
dipsup	1.33
ville	1.23
jeune	1.20
pauvrete	1.01

Les quatre variables présentes dans le modèle ont un VIF proche de un, elles ne génèrent quasiment pas de multicolinéarité.

#### 4.2.2 Tests de significativité

Des tests  $t$  de significativité des paramètres sont fait pour déterminer si les paramètres estimés sont significatifs. Le test est le même que dans la section 2.2.2. Les statistiques  $t$  sont dans le tableau 6.

Un niveau de test bilatéral de  $\alpha = 5\%$  est choisis, la statistique  $t$  doit donc être comparée au quantile à 97,5% de la distribution de Student à 92 degrés de liberté. Le seuil critique est donc :

$$t_{0,975}(91) = 1,9863772$$

Toutes les statistiques  $t$  des paramètres de la regression sont supérieurs en valeur absolue au seuil critique.  $H_0$  est rejetée dans tous les cas. Tous les coefficients sont significativement différents de 0.

<sup>8</sup>Insee. *Paris et l'ouest parisien : des territoires quasiment inaccessibles à l'achat pour la majorité des locataires franciliens*. 2020. URL: <https://www.insee.fr/fr/statistiques/4294778>.

<sup>9</sup>E. Attias. *Quand la précarité touche aussi les jeunes diplômés*. 2017. URL: <https://start.lesechos.fr/apprendre/universites-ecoles/quand-la-precarite-touche-aussi-les-jeunes-diplomes-1178034>.

La significativité est aussi testée avec le test  $F$  de Fisher comme précédemment dans la section 4.1.3. La statistique  $F$  calculée est :

$$F = \frac{3710,78643/4}{648,418512/91} = 130,19$$

Le niveau de test étant 5%, cette dernière est comparée au quantile à 95% de la distribution de Fisher. Le seuil est donc :

$$F_{0,95}(4, 91) = 2,4717915$$

Or  $F > 2,472$  l'hypothèse nulle est rejetée, l'ajustement du modèle est de bonne qualité.

### 4.2.3 Etude de la normalité des résidus

Pour que les estimateurs soient de bonne qualité il faut que les erreurs de la régression suivent une loi normale pour cela les résidus sont calculés. Ci dessous sont représentés les résidus sous forme d'histogramme, ainsi que, la courbe d'une loi normale de même espérance et variance  $\mathcal{N}(0, 6, 83)$ .

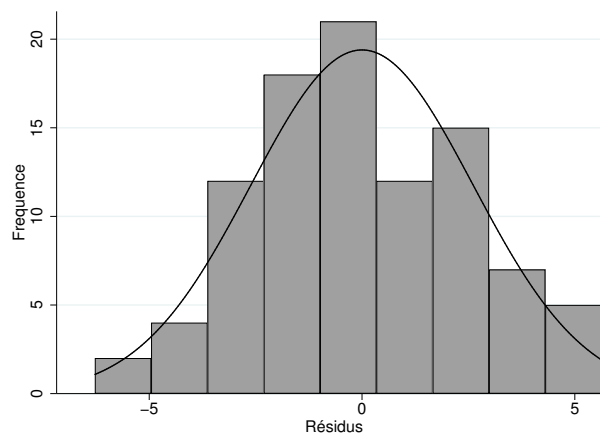


Figure 2: Histogramme des erreurs

Graphiquement, les résidus semblent suivre la distribution d'une loi normale de même variance et espérance. L'hypothèse de normalité des erreurs est validée

## 4.3 Test d'autocorrélation des résidus

Dans le cas où les données sont en coupe instantanée, les résidus sont supposés non-autocorrélés.

### 4.3.1 Test sur l'hétéroscédasticité des résidus

La présence d'hétéroscédasticité dans le modèle pourrait résulter en une mauvaise estimation de la variance des paramètres, dans ce cas là les tests de significativité de ces paramètres deviendraient invalides. Le test de White d'hétéroscédasticité est réalisé. Les résidus au carré sont estimés par les MCO. Les hypothèses sont :

$H_0$  : Homoscédasticité des erreurs

$H_1$  : Hétéroscédasticité des erreurs

La statistique de test est un multiplicateur de Lagrange :  $LM = N \times R^2$  qui est comparé au quantile à 95% (pour un niveau de test à 5%) de la distribution du khi-deux avec comme degrés de liberté 9. Les résultats sont représentés dans le tableau ci dessous

Table 8: Test de White

$N$	96	$N \times R^2$	18,821
$R^2$	0,1961	$\chi^2_{0.95}(13)$	22,362

La statistique de test est inférieure au seuil critique ( $N \times R^2 < \chi^2_{0.95}(13)$ ). L'hypothèse nulle d'homoscédasticité est acceptée.

Le modèle respecte donc bien toutes les hypothèses du modèle linéaire. Le modèle est bien spécifié et les estimateurs sont de bonne qualité.

## 5 Conclusion

Le modèle présenté a eu pour but d'expliquer la part de locataire dans la population par départements. D'après le second modèle estimé et correctement spécifié, il est évident que la proportion de locataires dans un département est en partie due au fait que ce département possède une grande ville. Ainsi, cette dernière attirera professionnellement une partie de la population diplômée (comme Paris avec presque 40% de la population hautement diplômée) qui pour des raisons proposées dans la section 4.2.1 préféreront la location à l'achat. D'un autre côté, le taux de pauvreté explique relativement bien la part de locataires, ceci dénote une difficulté d'accès à la propriété pour les personnes vivant en dessous du seuil de pauvreté. Ainsi pour finir le modèle démontre que l'âge peut être considéré comme un déterminant de la part de locataires, plus un individu vieillit, plus il accumule de capital et sera plus enclin à être propriétaire. Certaines variables auraient pu être rajoutées, comme les prix de l'immobilier ou bien la part d'étudiants, car de telles données n'existent pas, ou alors ne sont pas fournies par l'INSEE au niveau des départements.

## 6 Annexes

### A Données utilisées

- Part des locataires : Insee. *Logements en 2019*. 2019. URL: <https://www.insee.fr/fr/statistiques/6454155>
- Par des BAC+5 ou plus : Insee. *Diplômes-Formation en 2019*. 2019. URL: <https://www.insee.fr/fr/statistiques/6454124>
- Part des moins de 25 ans et part des plus de 65 ans Insee. *Évolution et structure de la population en 2019*. 2019. URL: <https://www.insee.fr/fr/statistiques/6456153>
- Taux de chômage : Insee. *Taux de chômage localisés par sexe et âge en moyenne annuelle en 2019*. 2019. URL: <https://www.insee.fr/fr/statistiques/2134411>
- Taux d'urbanisation : Insee. *Toujours plus d'habitants dans les unités urbaines*. 2019. URL: <https://www.insee.fr/fr/statistiques/4806684>
- Taux de pauvreté : Insee. *Principaux indicateurs sur les revenus et la pauvreté aux niveaux national et local*. 2019. URL: <https://www.insee.fr/fr/statistiques/6036902>
- Population des villes de France : Insee. *Téléchargement du fichier d'ensemble des populations légales en 2019*. 2019. URL: <https://www.insee.fr/fr/statistiques/6011070#consulter>
- Part des appartements dans le total des logements : Insee. *Logements et résidences principales en 2019*. 2019. URL: <https://www.insee.fr/fr/statistiques/6454155>

## B Modèle initial

Table 9: Première estimation par la méthode des MCO

	locataire					
	b	se	t	p	ci95	vif
dipsup	.3628173	.0822579	4.410727	.0000294	.1993208,.5263139	3.291737
jeune	.7166451	.2818662	2.542501	.0127757	.1564056,1.276885	13.21582
persagee	-.0439146	.2321425	-.1891708	.8503995	-.505323,.4174938	15.59876
appart	.1539156	.0297159	5.179571	1.42e-06	.0948521,.2129792	4.913985
chomage	-.1594068	.2771842	-.5750933	.5667126	-.7103404,.3915269	3.101202
urba	-.0037748	.0278766	-.1354094	.892601	-.0591825,.051633	4.51187
pauvrete	.739118	.1265662	5.839773	8.84e-08	.487554,.9906821	2.66778
ville	2.175549	.747542	2.91027	.0045847	.6897284,3.66137	1.391481
_cons	-.5843203	13.0103	-.0449121	.9642803	-26.44371,25.27507	
<i>N</i>	96	F	96.33			
r2	0.899	mss	3917.0			
r2_a	0.889	rss	442.2			

## C Modèle final

### C.1 Estimation

Table 10: Seconde estimation par la méthode des MCO

	locataire					
	b	se	t	p	ci95	vif
dipsup	.7317861	.0619359	11.81521	4.50e-20	.608758,.8548142	1.331188
jeune	.910416	.100601	9.049767	2.49e-14	.7105844,1.110248	1.200876
pauvrete	.8258328	.0923714	8.940355	4.21e-14	.6423484,1.009317	1.013617
ville	2.717385	.8330725	3.261884	.0015588	1.062589,4.372182	1.232698
_cons	-7.256152	3.037637	-2.388749	.0189709	-13.29004,-1.22226	
<i>N</i>	96	F	130.2			
r2	0.851	mss	3710.8			
r2_a	0.845	rss	648.4			

## C.2 Résidus

Table 11: Statistiques sur les résidus

	Moyenne	Variance	Ecart type	skewness	kurtosis
$e$	7.16e-09	6.825458	2.612558	.048776	2.637632
$N$	96				