

# Sensibilité environnementale et dépenses pour l'environnement

Quentin Merrien et Catherine Berleur

13/04/2021

## Contents

I. Mise en perspective introductive dans le contexte économique et social. . . . .	1
II. Formulation d'un problème économétrique. . . . .	1
III. Présentation des bases de données et exploration des données. . . . .	2
1. Analyse en composantes principales (ACP). . . . .	3
2. Analyse univariée. . . . .	3
3. Analyse bivariée. . . . .	4
IV. Proposition et justification de différents modèles linéaires. . . . .	4
V. Comparaison des coefficients et de la significativité des modèles. . . . .	19
VI. Interprétation et proposition de pistes de réflexion complémentaires (limites blabla). . . . .	19
VII. Conclusion. . . . .	19

## I. Mise en perspective introductive dans le contexte économique et social.

Le 9 mai dernier, des marches pour le climat eurent lieu dans toute la France, afin d'infléchir la loi « Climat et résilience » qui vient d'être votée par les députés. Ces mobilisations en faveur du climat ont-elles une influence sur la politique écologique et environnementale des gouvernements ?

Notre sujet de recherche vise à contribuer à cette vaste question, en se focalisant sur le lien entre ce que l'on a appelé sensibilité environnementale et les dépenses publiques de protection de l'environnement. Les difficultés de mesure statistique concernant les mobilisations environnementales nous ont en effet poussé à choisir comme proxy la sensibilité environnementale.

Cette contribution s'inscrit dans lignée de la sociologie de l'action publique. En particulier, l'article fondateur de Felstiner & alli (1981) sur l'émergence des problèmes publics peut servir de cadre analytique. Les auteurs y définissent trois conditions d'apparition d'un problème public : *naming*, *blaming*, *claiming*. L'étape du *naming* conduit à une transformation de l'ordre symbolique, et impose une nouvelle manière de voir les choses : la sensibilité publique envers certaines questions participe à l'établissement de mise à l'agenda de problèmes publics. Ainsi, une sensibilité environnementale plus importante conduirait à un cadrage différent des problèmes environnementaux, et serait nécessaire aux autres conditions de l'émergence de l'action environnementale et écologique comme problème public.

## II. Formulation d'un problème économétrique.

Le premier enjeu de notre démarche économétrique se situe dans le choix des variables expliquées et explicatives. Pour étudier l'effet de la sensibilité environnementale sur les dépenses de protection de l'environnement, la variable dépendante retenue est la *NEEP* (dépenses nationales pour la protection de l'environnement) dans l'UE et ses États membres. Cette mesure, définie par Eurostat, permet d'apprécier les ressources que consacrent les unités résidentes à la protection de l'environnement naturel au cours d'une période donnée. Elles sont calculées comme étant la somme des dépenses courantes consacrées aux activités de protection de l'environnement et des investissements destinés aux activités de protection de l'environnement, y compris les transferts nets vers le reste du monde.

Il s'agit ensuite de définir ce qu'est la sensibilité environnementale afin de construire un jeu de variables à même de la refléter. Dès lors, on retiendra l'acception suivante : la sensibilité environnementale correspond à l'importance attachée aux problèmes environnementaux et aux enjeux écologiques.

Elle comprend donc la perception de la gravité des problèmes environnementaux, le degré de connaissance des problèmes environnementaux, et le soutien aux dépenses gouvernementales pour la protection de l'environnement [Thiery-Seror, 1996]<sup>1</sup> La difficulté réside alors en la traduction de ces éléments en une variable économétrique. Pour construire cette première variable explicative, nous avons croisé plusieurs bases de données : l'Environmental Awareness Index (EAI)<sup>2</sup> et l'European Values Study (EVS) de 2017. L'*Environmental Awareness Index* est en effet une variable permettant d'apprécier la sensibilisation des citoyens aux questions écologiques, que l'on peut assimiler au degré de connaissance des problèmes environnementaux, et que l'on appellera **conn\_env**. L'EVS permet elle de couvrir les deux autres dimensions de la sensibilité environnementale. La variable **perc\_env** rend compte de la perception des problèmes environnementaux des personnes sondées, tandis que la variable **soutien\_pol\_env** témoigne du soutien aux mesures gouvernementales pour la défense de l'environnement. Afin de construire une variable explicative agrégée pour la sensibilité environnementale (*sensi\_env*), on pondère les variables des ces trois facteurs par 1/3.

Les autres variables explicatives, que l'on pourra appeler variables de contrôle, sont au nombre de 4. Il paraît raisonnable de penser que les dépenses environnementales d'un pays sont liées à son niveau de développement économique, conformément à la thèse avancée par R. Inglehart dans **La Révolution silencieuse** (1977), qui considère qu'à partir d'un certain niveau de développement économique, des valeurs post-matérialistes (et notamment écologiques) ont plus de chance de se diffuser au sein de la société. Pour exprimer l'influence du niveau de développement économique d'un pays sur sa NEEP, nous avons retenu le revenu médian (*rev\_med*) établi par Eurostat dans l'enquête EU-SILC. Il est aussi possible de considérer que les inégalités intra-pays influencent ces dépenses. D'une part, une inégalité, lorsqu'elle est rendue publique, réduit la contribution à un bien public de tous les participants [Anderson et al., 2008]. Puisqu'il est possible de considérer l'environnement comme un bien public (non-rival et non-exclusif), il apparaît pertinent de prendre en compte les inégalités dans notre modèle économétrique. De plus, les sociétés inégalitaires auraient plus de mal à mener les réformes nécessaires pour surmonter un choc externe [Rodrik, 1999]. Nous avons donc retenu le coefficient de Gini du revenu en euros par ménage (indicateur synthétique de mesure des inégalités et de la redistribution très utilisé au niveau international) comme variable explicative. Les deux dernières variables de contrôle sont l'Environmental Performance Index (*EPI*) qui permet d'évaluer de manière synthétique la performance environnementale d'un pays ainsi que le pourcentage de personnes de 15 à 64 ans disposant d'un diplôme d'enseignement supérieur pour rendre compte du niveau d'éducation.

## III. Présentation des bases de données et exploration des données.

Nous avons ainsi créé une base de données à partir de plusieurs sources différentes. Le processus complet de création de la base est disponible dans le fichier .R "création base de données".

<sup>1</sup>Thiery-Seror, P. (1996). La solidarité à travers les produits: l'achat-geste écologique. Actes du XIIème Congrès de l'AFM, Poitiers, 22-23 mai.

<sup>2</sup><http://jultika.oulu.fi/files/nbnfioulu-201312142043.pdf>

Pour l'indicateur de sensibilité environnementale, les données viennent de l'*European Values Survey*, un sondage mené à l'échelle européenne, pour avoir un état des lieux des valeurs des européens. Nous avons extrait de ces données 6 variables sur 56491 observations, et que nous avons résumé en moyenne par pays. Nous avons pris pour la variable **perc\_env** la moyenne des indicateurs associés aux questions suivantes :

- Je donnerais une partie de mes revenus si j'étais sûr que l'argent soit utilisé pour éviter la pollution de l'environnement.
- C'est juste trop difficile pour les gens comme moi de vraiment pour l'environnement.
- Il y a plus important à faire dans la vie que de protéger l'environnement.
- Ça ne sert à rien de faire ce que je peux pour l'environnement si les autres ne font pas la même chose.
- Beaucoup des affirmations sur les menaces environnementales sont exagérées.

La première des questions allant dans un sens opposé aux suivantes, nous avons inversé l'indicateur pour celle-ci par rapport aux autres.

Pour la variable **soutien\_pol\_env**, nous avons pris la moyenne par pays de la réponse :

“On devrait donner la priorité à la protection de l'environnement, même si cela ralentit la croissance économique et si certains perdent leur emploi”,

donnée plutôt que :

“On devrait donner la priorité à la croissance économique et à la création d'emplois, même si l'environnement en souffre d'une manière ou d'une autre”.

Pour la variable **conn\_env**, nous avons pris l'indicateur de conscience environnementale développé par Eevi Kokkinen dans son mémoire de master, “Measuring environmental awareness in the world”. Celui-ci est construit à partir de questionnaires, afin d'estimer la connaissance et les compétences en matière environnementale et écologique des personnes sondées.

Les deux potentielles variables dépendantes (**part\_depenses\_env** et **depenses\_brutes\_env**) proviennent de bases de données établies par Eurostat. Les variables de contrôle **EDUC\_SUP\_2017** et **REV\_MED\_EURO\_2017** proviennent elles aussi d'Eurostat, et sont issues de la base de données EU-SILC (European Union Statistics and Living Conditions).

L'exploration des données préalablement à la réalisation de régressions linéaires est primordiale. Pour ce faire, nous mobilisons à la fois des éléments de statistiques descriptives et l'analyse en composantes principales.

## 1. Analyse en composantes principales (ACP).

Afin d'observer les relations entre variables de manière synthétique, on peut réaliser une ACP, dont les résultats sont disponibles en **annexe 7**.

Le premier graphique représente la contribution des différents axes à la variance totale, et on voit que le premier axe contribue à la moitié de la variance totale, soulignant qu'il existe des facteurs à l'oeuvre rendant le nuage de points non aléatoire. Les deuxièmes et troisièmes axes ont une valeur propre supérieure à 1, sachant que l'analyse est normée. En comparant les cercles de variables pour les espaces des axes 1 et 2, et 1 et 3, le cercle des axes 1 et 3 semble plus intéressant, puisque trois directions se distinguent clairement : - La première correspond à l'indice de gini. Celui-ci est dans la direction opposée à beaucoup de variable différentes, en particulier le niveau d'éducation supérieure, et les variables relatives à la sensibilité environnementale. - La deuxième correspond au montant des dépenses pour l'environnement, et correspond à la principale variable participant à la création de l'axe 3. - La troisième rassemble toutes les variables restantes, c'est-à-dire la sensibilité environnementale (et ses composantes), l'indice de performance environnementale, le revenu médian, le niveau d'éducation supérieure, et les dépenses environnementales en points de PIB. Ainsi, on

devrait observer une corrélation positive entre toutes ces variables, ainsi qu’une corrélation négative de toutes ces variables avec l’indice de gini.

Le graphique des individus représente les pays sur l’espace des variables, ainsi que la sensibilité environnementale et le pourcentage du PIB dédié aux dépenses environnementales. En regardant les pays les plus à l’extrême, on voit que la Suède est située la plus à droite, et a l’indice de sensibilité environnementale le plus élevé, tandis que les pays les plus à gauche ont un cercle plus petit, c’est-à-dire des dépenses environnementales en points de PIB plus faibles, comme la Roumanie.

Ainsi, plus de la moitié des variables sont corrélées positivement entre elles, et s’opposent à l’indice gini, tandis que le montant des dépenses environnementales se distingue, et que la part des dépenses environnementales dans le PIB et le revenu médian sont corrélées positivement, mais faiblement.

## 2. Analyse univariée.

Nous procédons à une première analyse des variables présentes dans notre jeu de données. Pour ce faire, il s’agit de dresser un tableau des principaux indicateurs statistiques (**Annexe 1**).

La visualisation des données grâce aux graphiques facilite grandement l’analyse. Les **annexes 2 et 3** retranscrivent les disparités importantes entre les pays européens en terme de dépenses pour la protection de l’environnement brutes, ces disparités semblant moins importantes une fois la NEEP rapportée en points de PIB.

## 3. Analyse bivariée.

Il s’agit désormais d’étudier les liens entre nos différentes variables explicatives. Dans un premier temps, on s’intéresse aux trois variables qui ont permis de construire notre indicateur de sensibilité environnementale **sensi\_env** : **conn\_env**, **perc\_env** et **soutien\_pol\_env**. Graphiquement, on visualise la relation de dépendance entre ces trois variables, deux-à-deux (**Annexe 4**). On observe ainsi une corrélation positive entre ces différentes variables, plus ou moins prononcée. En effet, les corrélations linéaires (méthode Pearson) entre ces variables sont : - Entre la connaissance et la perception des problèmes environnementaux : 0.1135332; - Entre la connaissance des problèmes environnementaux et le soutien aux politiques de protection de l’environnement : 0.6305951; - Entre la perception des problèmes environnementaux et le soutien aux mesures de protection de l’environnement : 0.4566094.

On s’intéresse ensuite aux corrélations entre toutes les variables. Pour ce faire, nous dressons la matrice des corrélations entre les différentes variables (**Annexe 5**). Une représentation graphique de ces coefficients facilite leur interprétation (**Annexe 6**).

## IV. Proposition et justification de différents modèles linéaires.

Le faible nombre d’observations a limité nos possibilités d’analyse, mais nous avons tenté de réaliser des modèles avec un minimum de significativité, dans une démarche d’apprentissage, plutôt que d’administration de la preuve.

Tout d’abord, nous avons régressé nos variables dépendantes (part du PIB dédié aux dépenses environnementales, et montant des dépenses environnementales) selon nos variables explicatives centrales (l’indice de sensibilité environnementale, ainsi que ses composantes). Nous comparons pour cela plusieurs régressions linéaires : - reg1, dont la formule est simplement “part\_depenses\_env ~ sensi\_env”, - reg1bis, dont la formule est “part\_depenses\_env ~ conn\_env + perc\_env + soutien\_pol\_env”, permettant d’identifier le rôle différent des trois composantes de l’indice construit, - reg1ter, dont la formule est “depenses\_brutes\_env ~ sensi\_env”, pour voir quelle mesure des dépenses environnementales semble la plus appropriée, - reg1quater, dont la formule est “depenses\_brutes\_env ~ conn\_env + perc\_env + soutien\_pol\_env”.

Table 1: Modèles simples sans variables de contrôle.

	<i>Dependent variable:</i>			
	part_depenses_env		depenses_brutes_env	
	reg1	reg1bis	reg1ter	reg1quater
	(1)	(2)	(3)	(4)
sensi_env	0.018 (0.012)		306.553 (474.735)	
conn_env		0.034*** (0.012)		295.435 (543.034)
perc_env		0.003 (0.010)		57.415 (486.889)
soutien_pol_env		-0.012 (0.011)		-8.982 (527.144)
Constant	0.666 (0.797)	0.454 (0.786)	-7,957.756 (31,156.420)	-8,653.055 (36,564.380)
Observations	20	20	20	20
R <sup>2</sup>	0.114	0.381	0.023	0.033
Adjusted R <sup>2</sup>	0.065	0.266	-0.032	-0.149
Residual Std. Error	0.440 (df = 18)	0.390 (df = 16)	17,212.820 (df = 18)	18,162.970 (df = 16)
F Statistic	2.317 (df = 1; 18)	3.289** (df = 3; 16)	0.417 (df = 1; 18)	0.180 (df = 3; 16)

*Note:*

\*p&lt;0.1; \*\*p&lt;0.05; \*\*\*p&lt;0.01

On observe ainsi dans le tableau résumant ces quatre modèles que seul le modèle (2) possède un tant soit peu de significativité. D'une part, c'est le seul à posséder une significativité totale correcte, puisque le  $R^2$  correspondant est égal à 0.381, c'est-à-dire que les variables expliquent 38.1 de la variance totale de la variable dépendante, ici, la part du PIB des dépenses environnementales. Les autres modèles ont un  $R^2$  au mieux trois fois plus faible, une différence encore plus flagrante si l'on considère le  $R^2$  ajusté, qui prend en compte le nombre de variables, permettant donc de comparer les modèles alors qu'ils ont un nombre différent de variables.

En approfondissant l'analyse des résultats obtenus, on observe que seule une variable au sein du modèle (2) est significative : **conn\_env**, avec une *p-value* inférieure à 0.01. On se propose donc de se focaliser en partie sur cette variable, en l'isolant dans des modèles différents : - reg2, dont la formule est "part\_depenses\_env ~ conn\_env", - reg2bis, dont la formule est "depenses\_brutes\_env ~ conn\_env".

Table 2: Modèles sans variables de contrôle, avec une variable repérée comme significative.

	<i>Dependent variable:</i>	
	part_depenses_env reg2 (1)	depenses_brutes_env reg2bis (2)
conn_env	0.026*** (0.009)	295.261 (384.663)
Constant	0.373 (0.505)	-5,141.841 (22,667.330)
Observations	20	20
$R^2$	0.334	0.032
Adjusted $R^2$	0.297	-0.022
Residual Std. Error (df = 18)	0.382	17,132.900
F Statistic (df = 1; 18)	9.033***	0.589

Note:

\*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

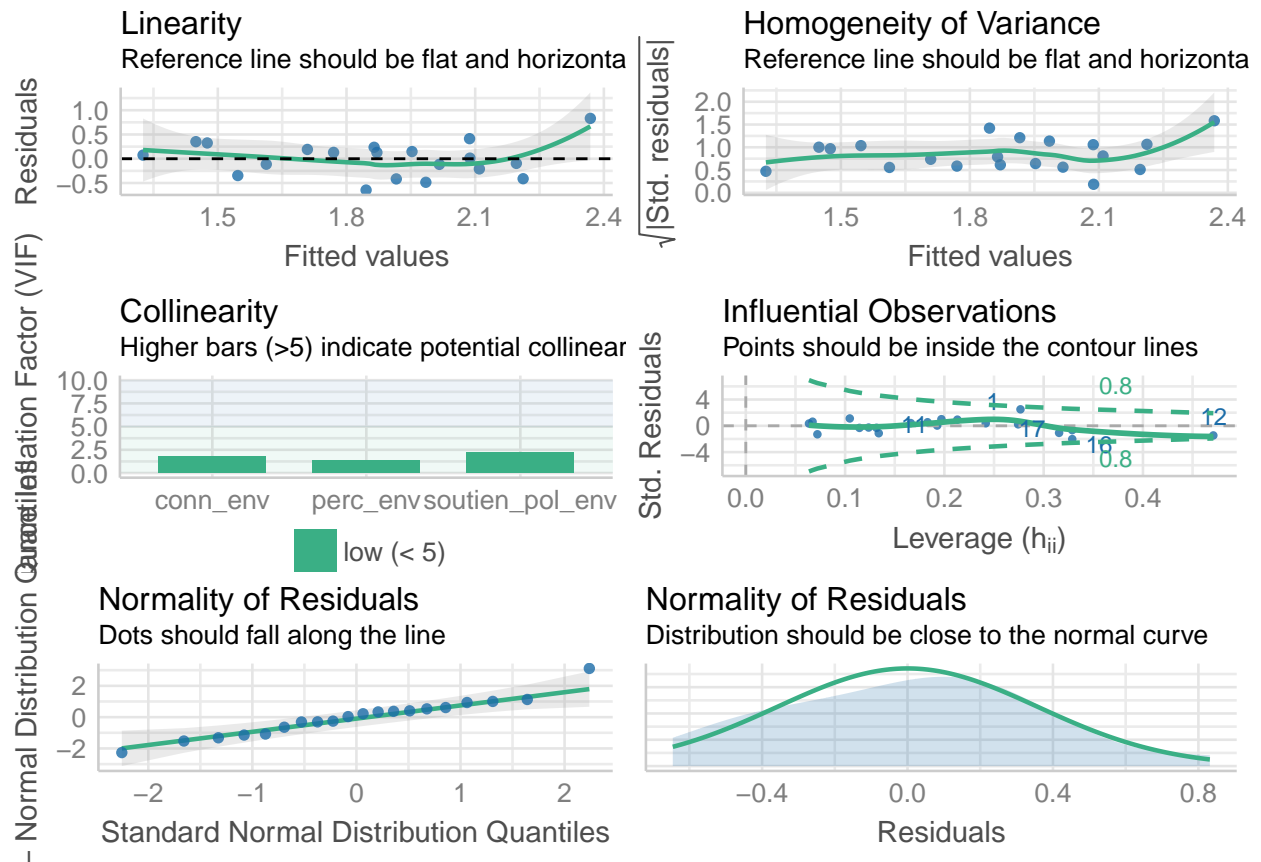
Pour le modèle reg(2)

```
##
## Call:
## lm(formula = part_depenses_env ~ sensi_env, data = base_complete)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.62633 -0.28171 -0.01722  0.11544  1.30726
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  0.66557    0.79730   0.835   0.415
## sensi_env    0.01849    0.01215   1.522   0.145
##
## Residual standard error: 0.4405 on 18 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.1141, Adjusted R-squared:  0.06484
## F-statistic: 2.317 on 1 and 18 DF,  p-value: 0.1453
##
```

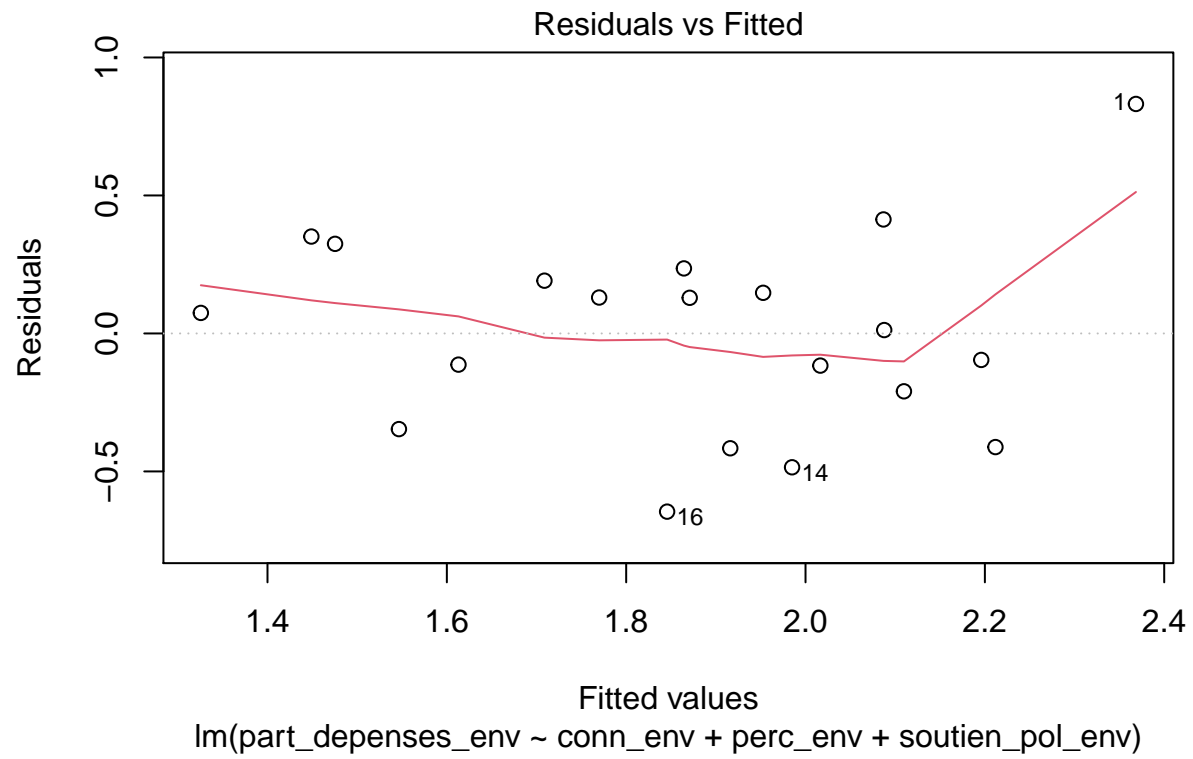
```
## Call:
## lm(formula = part_depenses_env ~ conn_env + perc_env + soutien_pol_env,
##     data = base_complete)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.64565 -0.24395  0.04329  0.20228  0.83152
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)    0.454136   0.785861   0.578  0.57139
## conn_env        0.034246   0.011671   2.934  0.00973 **
## perc_env        0.003235   0.010464   0.309  0.76122
## soutien_pol_env -0.012179   0.011330  -1.075  0.29833
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.3904 on 16 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.3815, Adjusted R-squared:  0.2655
## F-statistic: 3.289 on 3 and 16 DF,  p-value: 0.04788

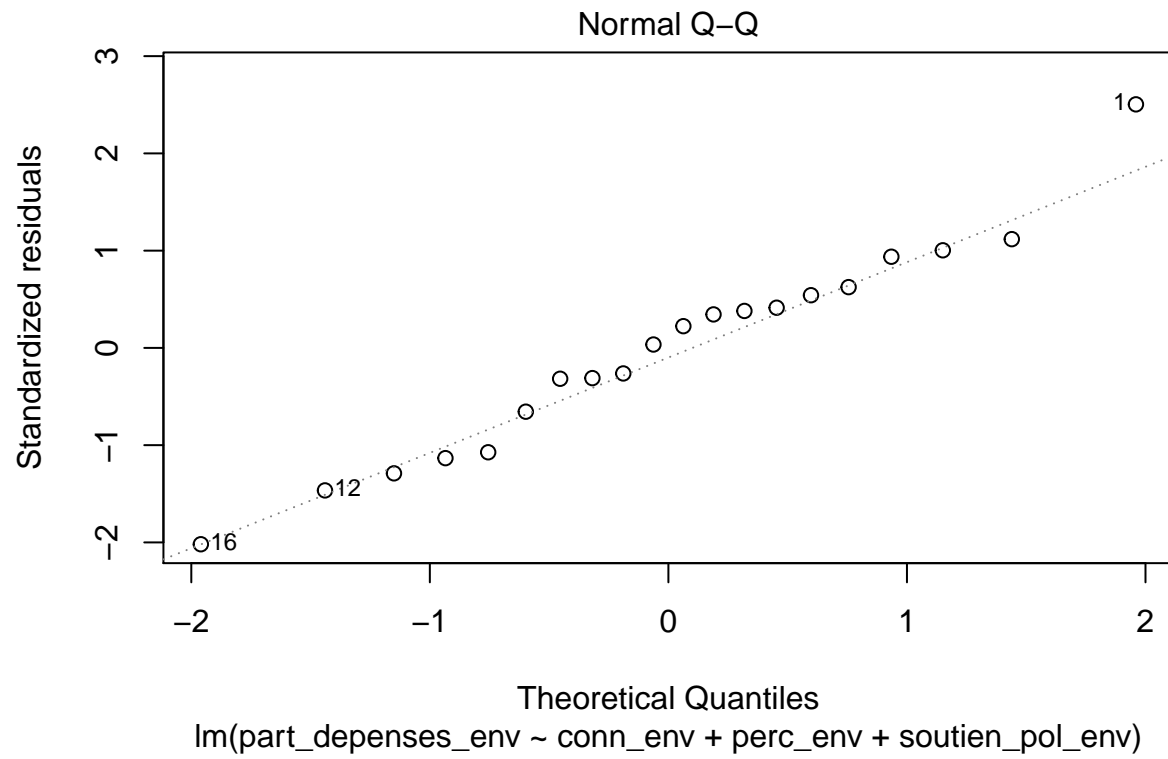
##              2.5 %      97.5 %
## (Intercept)   -1.211815457  2.12008755
## conn_env       0.009503721  0.05898734
## perc_env      -0.018948966  0.02541849
## soutien_pol_env -0.036196934  0.01183865

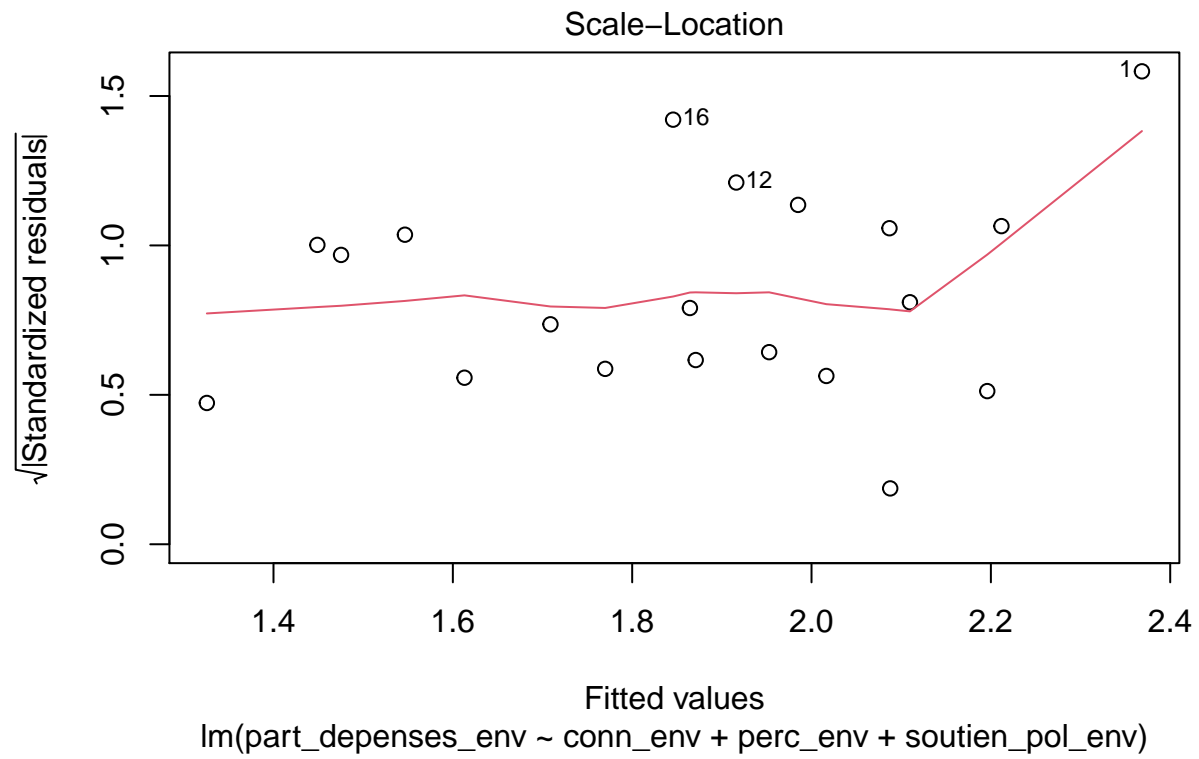
##              Df Sum Sq Mean Sq F value  Pr(>F)
## conn_env       1  1.3172   1.3172   8.644 0.00961 **
## perc_env       1  0.0105   0.0105   0.069 0.79612
## soutien_pol_env 1  0.1761   0.1761   1.156 0.29833
## Residuals     16  2.4382   0.1524
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

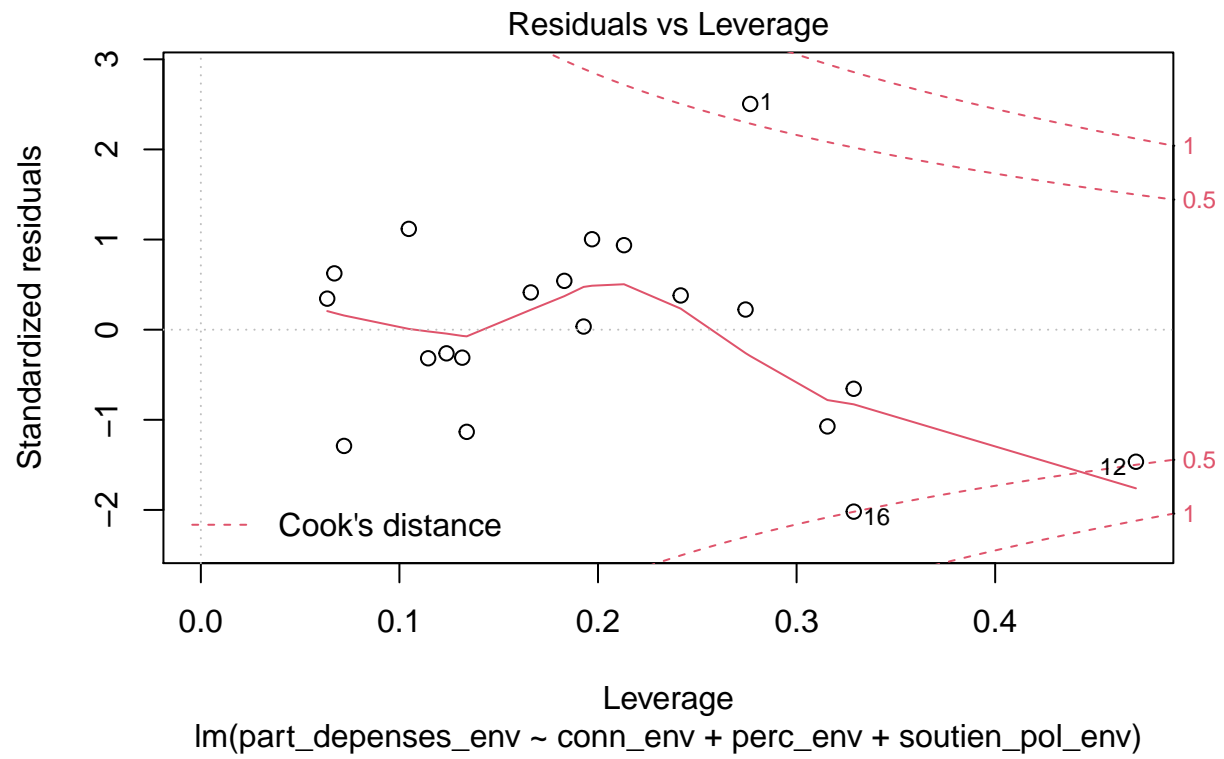




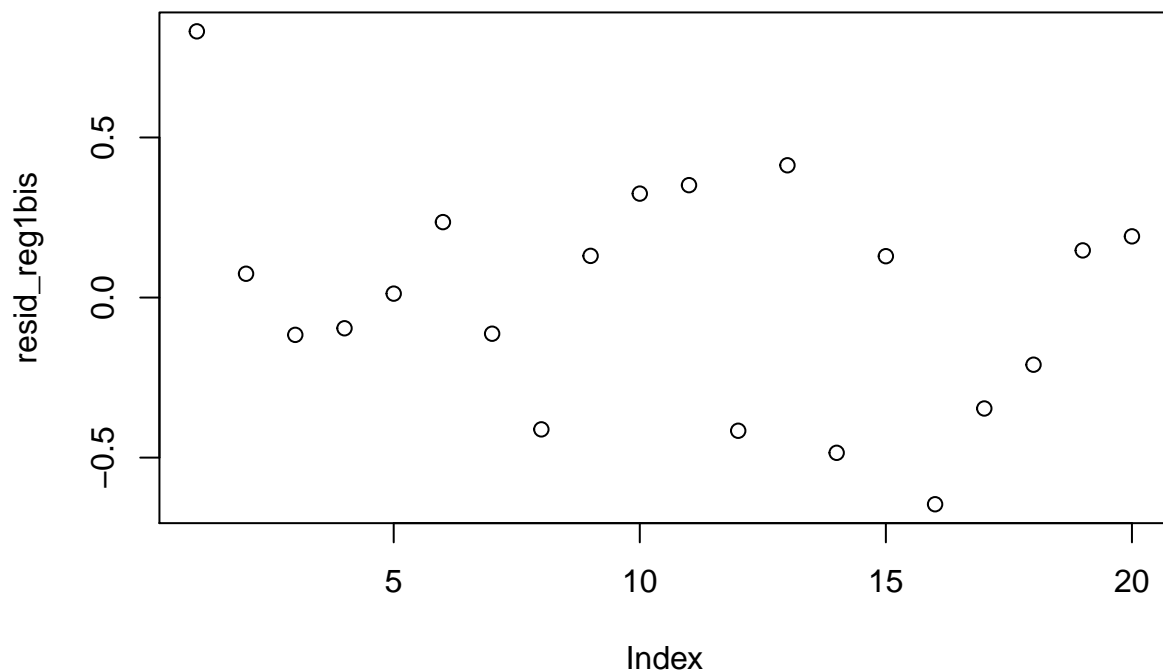








## OK: Error variance appears to be homoscedastic (p = 0.113).



```
## # Indices of model performance
```

```
##
```

```
## AIC      |      BIC |      R2 | R2 (adj.) | RMSE | Sigma
```

```
## -----
```

```
## 24.668 | 29.647 | 0.381 |      0.266 | 0.349 | 0.390
```

```
## # Comparison of Model Performance Indices
```

```
##
```

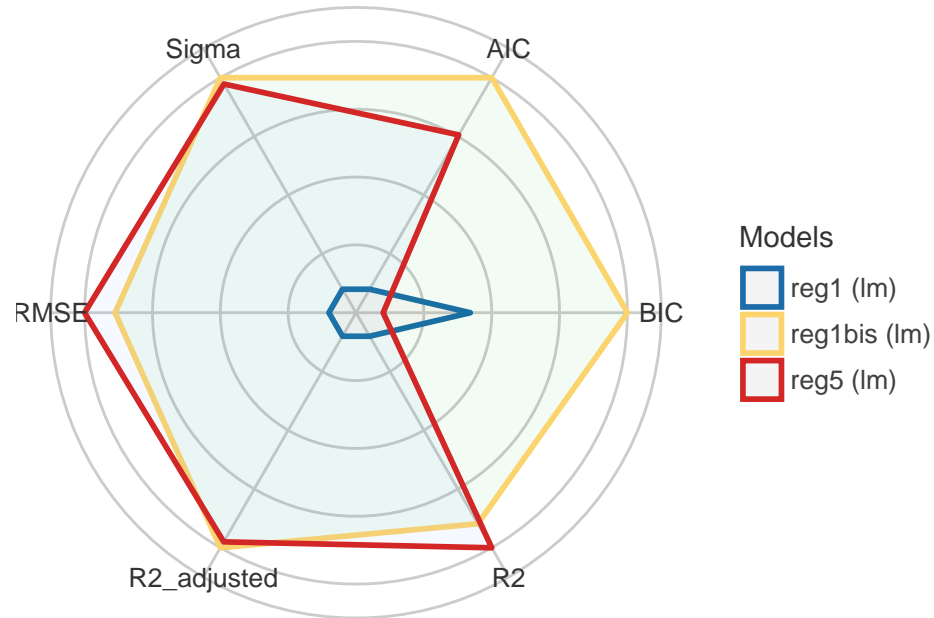
```
## Name      | Model |      AIC |      BIC |      R2 | R2 (adj.) | RMSE | Sigma
```

```
## -----
```

```
## reg1      |    lm | 27.855 | 30.842 | 0.114 |      0.065 | 0.418 | 0.440
```

```
## reg1bis   |    lm | 24.668 | 29.647 | 0.381 |      0.266 | 0.349 | 0.390
```

## Comparison of Model Indices



```
## Name      | Model |   BF
## -----
## reg1      |   lm  |
## reg1bis   |   lm  | 1.82
## Each model is compared to reg1.

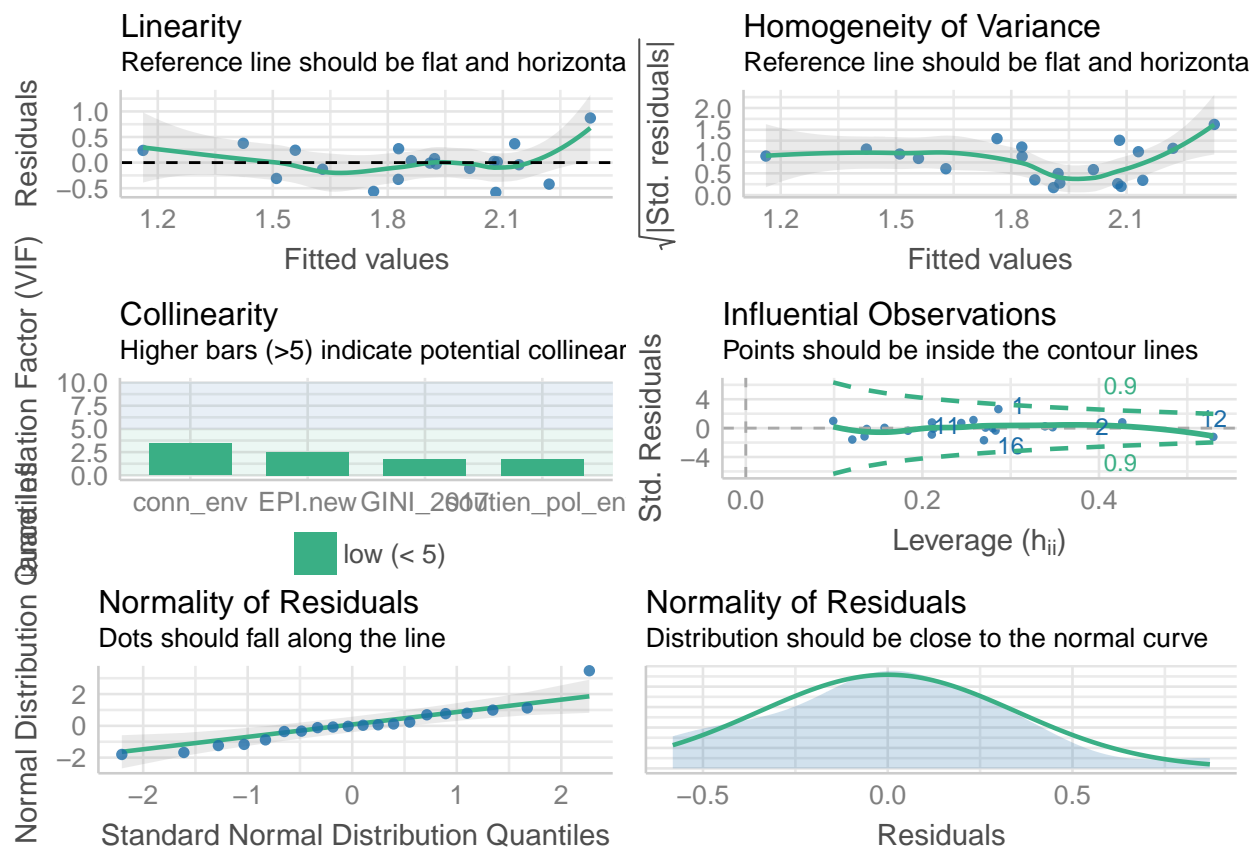
##
## Call:
## lm(formula = part_depenses_env ~ sensi_env + REV_MED_EURO_2017 +
##     EPI.new, data = base_complete)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.56342 -0.22699 -0.05834  0.12965  1.12400
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   -7.740e-01  1.751e+00  -0.442   0.664
## sensi_env       4.090e-03  1.765e-02   0.232   0.820
## REV_MED_EURO_2017 -9.376e-06  1.824e-05  -0.514   0.614
## EPI.new         3.531e-02  2.908e-02   1.214   0.242
##
## Residual standard error: 0.442 on 16 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.2072, Adjusted R-squared:  0.05858
## F-statistic: 1.394 on 3 and 16 DF,  p-value: 0.2808
```

```
##
## Call:
## lm(formula = part_depenses_env ~ sensi_env + EPI.new + REV_MED_EURO_2017 +
##      EDUC_SUP_2017 + GINI_2017, data = base_complete)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.5889 -0.2160 -0.0343  0.1762  1.1208
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)    1.890e+00  2.678e+00   0.706   0.492
## sensi_env      -5.668e-03  1.888e-02  -0.300   0.768
## EPI.new         2.426e-02  3.005e-02   0.807   0.433
## REV_MED_EURO_2017 -4.570e-06  2.044e-05  -0.224   0.826
## EDUC_SUP_2017    1.572e-03  1.883e-02   0.083   0.935
## GINI_2017       -4.374e-02  3.038e-02  -1.440   0.172
##
## Residual standard error: 0.4398 on 14 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.313, Adjusted R-squared:  0.06765
## F-statistic: 1.276 on 5 and 14 DF,  p-value: 0.3282

##
## Call:
## lm(formula = depenses_brutes_env ~ sensi_env + GINI_2017 + EDUC_SUP_2017 +
##      REV_MED_EURO_2017 + EPI.new, data = base_complete)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -16485  -8774  -2202   4627  45586
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   -1.042e+05  9.823e+04  -1.061   0.3066
## sensi_env     -3.363e+02  6.926e+02  -0.486   0.6348
## GINI_2017      7.983e+02  1.114e+03   0.716   0.4855
## EDUC_SUP_2017  -8.910e+02  6.906e+02  -1.290   0.2178
## REV_MED_EURO_2017 -1.612e-01  7.498e-01  -0.215   0.8329
## EPI.new        1.969e+03  1.102e+03   1.787   0.0956
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 16130 on 14 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.3325, Adjusted R-squared:  0.09406
## F-statistic: 1.395 on 5 and 14 DF,  p-value: 0.2853

##
## Call:
## lm(formula = part_depenses_env ~ conn_env + soutien_pol_env +
##      GINI_2017 + EPI.new, data = base_complete)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.58170 -0.17477  0.00221  0.23917  0.87176
```

```
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   1.714332   1.595064   1.075   0.299
## conn_env      0.023676   0.016280   1.454   0.166
## soutien_pol_env -0.012142  0.010242  -1.185   0.254
## GINI_2017     -0.027544   0.029032  -0.949   0.358
## EPI.new       0.006108   0.018640   0.328   0.748
##
## Residual standard error: 0.3919 on 15 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.4157, Adjusted R-squared:  0.2599
## F-statistic: 2.668 on 4 and 15 DF,  p-value: 0.07319
```



```
##
## Call:
## lm(formula = part_depenses_env ~ conn_env + soutien_pol_env +
##      GINI_2017 + EDUC_SUP_2017 + EPI.new, data = base_complete)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.65065 -0.17772  0.01618  0.24049  0.78371
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   1.588156   1.627549   0.976   0.346
```



```

## conn_env          0.029057   0.018012   1.613   0.129
## soutien_pol_env -0.013899   0.010655  -1.304   0.213
## GINI_2017        -0.024705   0.029707  -0.832   0.420
## EDUC_SUP_2017    -0.012711   0.016944  -0.750   0.466
## EPI.new           0.008968   0.019298   0.465   0.649
##
## Residual standard error: 0.3977 on 14 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.4383, Adjusted R-squared:  0.2377
## F-statistic: 2.185 on 5 and 14 DF,  p-value: 0.1146

## # Indices of model performance
##
## AIC      |      BIC |      R2 | R2 (adj.) | RMSE | Sigma
## -----
## 25.530 | 31.505 | 0.416 |      0.260 | 0.339 | 0.392

## Name | Model |      BF
## -----
## reg1 |      lm |
## reg5 |      lm | 0.718
## Each model is compared to reg1.

## Analysis of Variance Table
##
## Model 1: part_depenses_env ~ sensi_env
## Model 2: part_depenses_env ~ conn_env + perc_env + soutien_pol_env
##   Res.Df    RSS Df Sum of Sq    F Pr(>F)
## 1      18 3.4924
## 2      16 2.4382  2    1.0542 3.4589 0.05644 .
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

##
## Call:
## lm(formula = dependences_brutes_env ~ sensi_env + GINI_2017 + EDUC_SUP_2017 +
##     REV_MED_EURO_2017 + EPI.new, data = base_complete)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -16485  -8774  -2202   4627  45586
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)   -1.042e+05  9.823e+04  -1.061   0.3066
## sensi_env      -3.363e+02  6.926e+02  -0.486   0.6348
## GINI_2017       7.983e+02  1.114e+03   0.716   0.4855
## EDUC_SUP_2017  -8.910e+02  6.906e+02  -1.290   0.2178
## REV_MED_EURO_2017 -1.612e-01  7.498e-01  -0.215   0.8329
## EPI.new         1.969e+03  1.102e+03   1.787   0.0956 .
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 16130 on 14 degrees of freedom

```

```

## Multiple R-squared:  0.3325, Adjusted R-squared:  0.09406
## F-statistic: 1.395 on 5 and 14 DF,  p-value: 0.2853

##
## Call:
## lm(formula = part_depenses_env ~ sensi_env + EPI.new + REV_MED_EURO_2017 +
##     EDUC_SUP_2017 + GINI_2017, data = base_complete)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.5889 -0.2160 -0.0343  0.1762  1.1208
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)    1.890e+00  2.678e+00   0.706   0.492
## sensi_env      -5.668e-03  1.888e-02  -0.300   0.768
## EPI.new         2.426e-02  3.005e-02   0.807   0.433
## REV_MED_EURO_2017 -4.570e-06  2.044e-05  -0.224   0.826
## EDUC_SUP_2017    1.572e-03  1.883e-02   0.083   0.935
## GINI_2017       -4.374e-02  3.038e-02  -1.440   0.172
##
## Residual standard error: 0.4398 on 14 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.313, Adjusted R-squared:  0.06765
## F-statistic: 1.276 on 5 and 14 DF,  p-value: 0.3282

##           1           2           3           4           5           6
## 1.307258342 -0.342977634 -0.136488091  0.101757058  0.033592416  0.191914703
##           7           8           9          10          11          12
## -0.272020862 -0.201126444  0.103222450 -0.003632371 -0.039280648 -0.030814542
##          13          14          15          16          17          18
## 0.634509625 -0.427658571  0.309057576 -0.626331581 -0.523592192 -0.310759395
##          19          20
## 0.114187137  0.119183027

##           1           2           3           4           5           6           7           8
## 1.892742 1.742978 2.036488 1.998243 2.066408 1.908085 1.772021 2.001126
##           9          10          11          12          13          14          15          16
## 1.796778 1.803632 1.839281 1.530815 1.865490 1.927659 1.690942 1.826332
##          17          18          19          20
## 1.723592 2.210759 1.985813 1.780817

## The ANOVA (formula: part_depenses_env ~ sensi_env + GINI_2017 + EDUC_SUP_2017 + REV_MED_EURO_2017 +
##
## - The main effect of sensi_env is statistically not significant and large (F(1, 14) = 2.32, p = 0.
## - The main effect of GINI_2017 is statistically not significant and large (F(1, 14) = 2.98, p = 0.
## - The main effect of EDUC_SUP_2017 is statistically not significant and very small (F(1, 14) = 0.1
## - The main effect of REV_MED_EURO_2017 is statistically not significant and small (F(1, 14) = 0.30
## - The main effect of EPI.new is statistically not significant and small (F(1, 14) = 0.65, p = 0.43
##
## Effect sizes were labelled following Field's (2013) recommendations.

## # R2 for Linear Regression
##      R2: 0.114
##   adj. R2: 0.065

```

Table 3:

	<i>Dependent variable:</i>		
	part_depenses_env		
	(1)	(2)	(3)
sensi_env	0.018 (0.012)	0.004 (0.018)	−0.006 (0.019)
REV_MED_EURO_2017		−0.00001 (0.00002)	−0.00000 (0.00002)
EDUC_SUP_2017			0.002 (0.019)
GINI_2017			−0.044 (0.030)
EPI.new		0.035 (0.029)	0.024 (0.030)
Constant	0.666 (0.797)	−0.774 (1.751)	1.890 (2.678)
Observations	20	20	20
R <sup>2</sup>	0.114	0.207	0.313
Adjusted R <sup>2</sup>	0.065	0.059	0.068
Residual Std. Error	0.440 (df = 18)	0.442 (df = 16)	0.440 (df = 14)
F Statistic	2.317 (df = 1; 18)	1.394 (df = 3; 16)	1.276 (df = 5; 14)

*Note:*

\*p<0.1; \*\*p<0.05; \*\*\*p<0.01

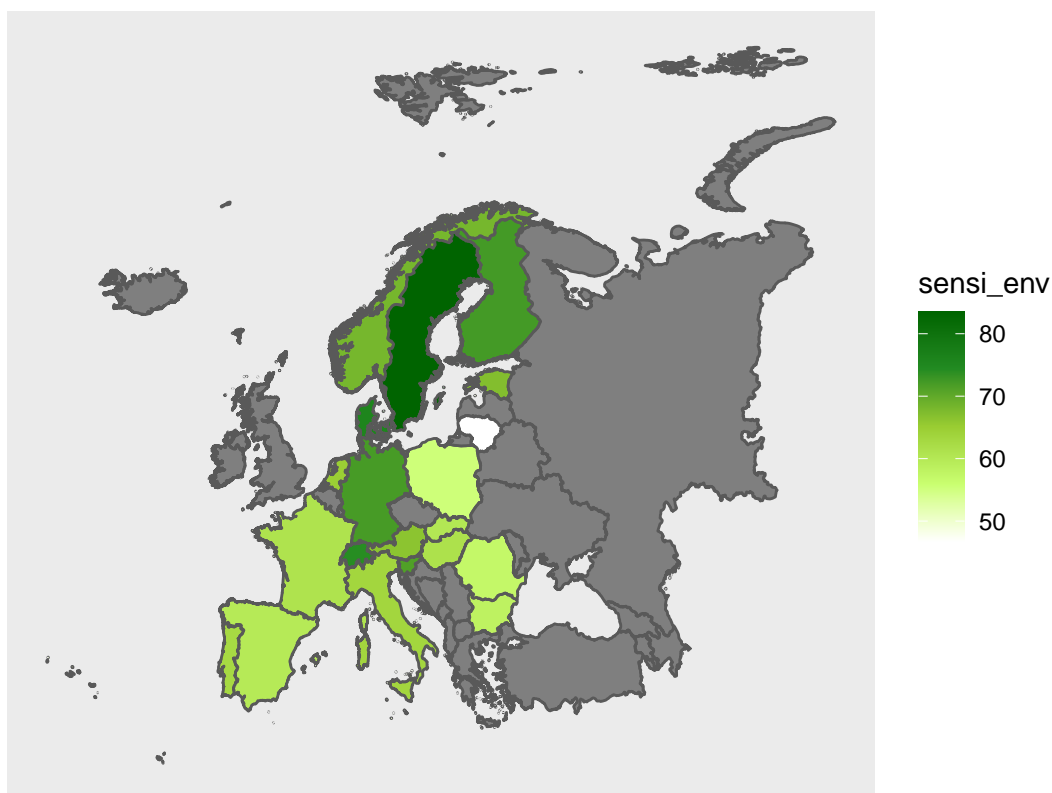
## V. Comparaison des coefficients et de la significativité des modèles.

## VI. Interprétation et proposition de pistes de réflexion complémentaires (limites blabla).

Limite : le questionnaire EVS ne propose pas beaucoup de questions relatives à l'environnement, et celles-ci sont formulées de manière non neutre, ce qui peut induire un biais dans les questions. Parler de deux des problèmes (environnement v. emploi et "m'en balec") L'International Social Survey Programme conduit une enquête par questionnaire parmi les 42 pays membres du programme, sur le thème de l'environnement. Le questionnaire final est disponible ici<sup>3</sup> mais les résultats ne sont pas encore publiés. Au vu des questions posées par le questionnaire, introduire des variables qui en proviennent permettrait de limiter les biais relatifs à la formulation des questions (cf. la question 6 : how concerned are you about environmental issues?) et d'affiner l'analyse.

## VII. Conclusion.

Figure VI – Sensibilité environnementale en Europe



Point d'analyse intéressant : une fois les paramètres économétriques estimés, on peut essayer d'expliquer/interpréter les situations contrefactuelles, c'est-à-dire celles qui s'éloignent le plus de l'estimation. Mayda et Rodrik (2005) font une étude économétrique à partir de la WVS, voir p'tet leur méthode.

<sup>3</sup>[http://w.issp.org/fileadmin/user\\_upload/Module\\_development/Module\\_2020/Final\\_Source\\_Questionnaire/ISSP2020\\_final\\_sourcequestionnaire\\_corrected.pdf](http://w.issp.org/fileadmin/user_upload/Module_development/Module_2020/Final_Source_Questionnaire/ISSP2020_final_sourcequestionnaire_corrected.pdf)