

# Projet d'étude de Statistiques

Maxime Baba, Alexandre Demarquet, Félix de Brandois, Tristan Gay

2024-02-02

## Contents

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>2</b>
<b>2</b>	<b>Analyse descriptive des données</b>	<b>2</b>
2.1	Analyse unidimensionnelle . . . . .	2
2.2	Analyse multidimensionnelle . . . . .	3
<b>3</b>	<b>Classification des EPCI</b>	<b>6</b>
3.1	Analyse discriminante linéaire . . . . .	6
3.2	Clustering . . . . .	9
<b>4</b>	<b>EMS</b>	<b>14</b>
4.1	Modèle linéaire . . . . .	14
4.2	Modèle linéaire généralisé . . . . .	21
<b>5</b>	<b>Conclusion</b>	<b>23</b>

## List of Figures

1	Boxplot des variables nox_kg,co_kg,so2_kg . . . . .	2
2	Histogramme de la variable co_kg en brute, scale et scale(log()) . . . . .	2
3	Corrélation entre les variables . . . . .	3
4	Cercle des corrélations . . . . .	4
5	Pourcentage de variance expliquée par chaque axe . . . . .	4
6	ACP des variables quantitatives . . . . .	5
7	MCA avec découpage des données en 3, 4 et 5 intervalles . . . . .	6
8	LDA sur le taux de méthane . . . . .	7
9	Prédiction sur le taux de méthane . . . . .	7
10	LDA en fonction des types EPCI . . . . .	8

11	Prédiction sur le type d'EPCI . . . . .	8
12	LDA en fonction des types EPCI . . . . .	9
13	Prédiction en fonction des types EPCI simplifiés . . . . .	10
14	Determination du nombre de clusters optimal . . . . .	10
15	K-means avec K=5 . . . . .	11
16	Critère de sélection Silhouette . . . . .	11
17	Silhouette avec K=2 . . . . .	12
18	Critère de sélection ICL . . . . .	13
19	Sélection de variable backward avec BIC . . . . .	15
20	Sélection de variable forward avec BIC . . . . .	16
21	Régularisation Ridge . . . . .	18
22	Régularisation Lasso . . . . .	18
23	Régularisation Elastic Net . . . . .	19
24	Résultats des différentes régularisations . . . . .	19
25	Prédiction sur le taux de méthane . . . . .	22

# 1 Introduction

Le but de ce projet est d'étudier différents polluants mesurés par de nombreux EPCI d'Occitanie. Nous disposons du jeu de données suivant : `Data-projetmodIA-2324.csv`.

Dans la suite de ce rapport, on utilise les notations suivantes :

- a

## 2 Analyse descriptive des données

On commence par interpréter les éléments jeu de données.

Il est composé de différentes observations de polluants ainsi que la date et le lieu de l'observation.

### 2.1 Analyse unidimensionnelle

On s'intéresse dans un premier temps aux variables quantitatives du jeu de données (et en particulier aux émissions de polluants).

La figure 1 présente une visualisation de quelques variables quantitatives brutes.

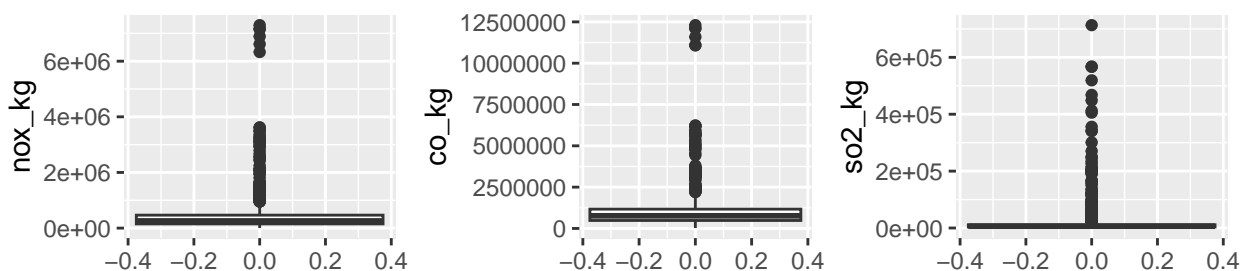


Figure 1: Boxplot des variables `nox_kg`, `co_kg`, `so2_kg`

On observe une très grande variance de certaines données comme `co_kg`. En observant l'histogramme des données quantitatives, on observe une distribution fortement asymétrique. Ainsi, si l'on souhaite effectuer des analyses sur ces données (comme par exemple une analyse en composante principales), nos résultats seront biaisés par la variance et l'asymétrie des données. On transforme donc les données, comme présenté à la figure suivante.

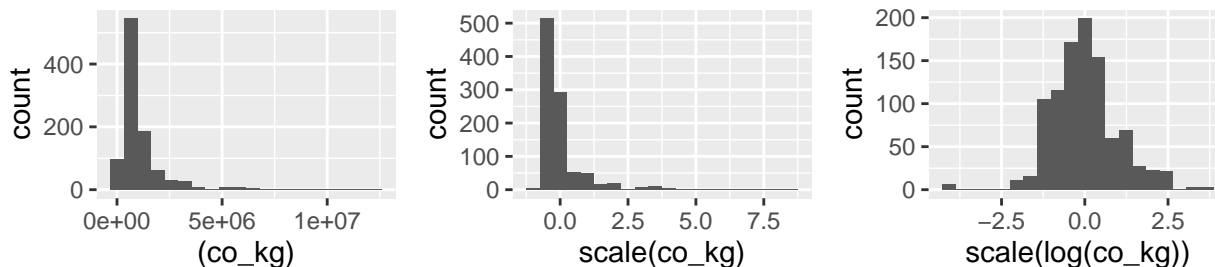


Figure 2: Histogramme de la variable `co_kg` en brute, `scale` et `scale(log())`

La transformation la plus adaptée est la transformation `scale(log())` : Elle de mettre les données à la même échelle et de réduire l'asymétrie des données pour avoir une distribution plus proche d'une loi normale.

Par la suite, on manipule les variables quantitatives transformées `scale(log())`.

On étudie ensuite la corrélation entre les variables quantitatives.

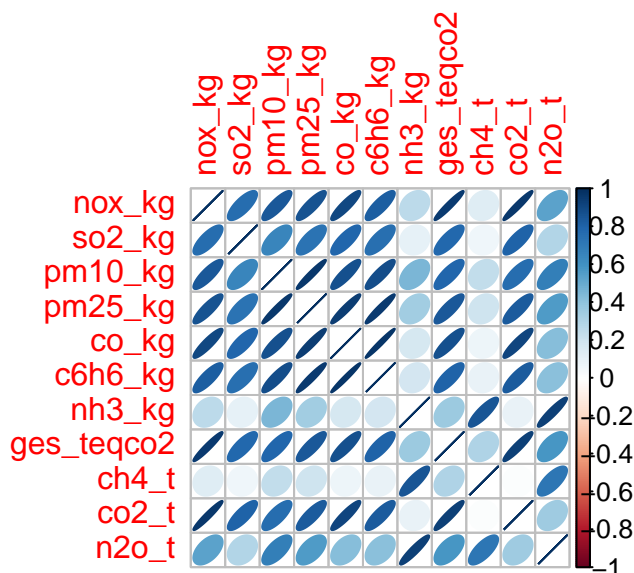


Figure 3: Corrélation entre les variables

L'analyse de la figure 3 nous permet d'identifier rapidement les relations significatives entre nos variables. Les ellipses fortement allongées suggèrent une corrélation plus forte, tandis que les ellipses plus circulaires indiquent une corrélation plus faible.

## 2.2 Analyse multidimensionnelle

A partir de notre jeu de données, on va chercher à résumer l'information en un nombre de variables synthétiques plus faible.

On effectue pour cela deux types d'analyses : une analyse en composante principale (ACP) et une analyse en composante multiple (MCA).

### 2.2.1 Analyse en Composantes Principales (ACP) des variables quantitatives

On s'intéresse aux variables quantitatives (émissions de polluants).

On cherche à visualiser les individus dans un espace de dimension réduite. Nous effectuons donc une ACP sur les variables quantitatives.

On affiche dans un premier temps le cercle des corrélations.

Le deuxième axe est une combinaison linéaire de `n2o_t`, `nh3_kg` et `ch4_t`. Le premier axe est une combinaison linéaire de `co_kg`, `co2_t`, `c6h6_kg`, `nox_kg`, `pm25_kg`, `ges_teqco2` et `pm10_kg`.

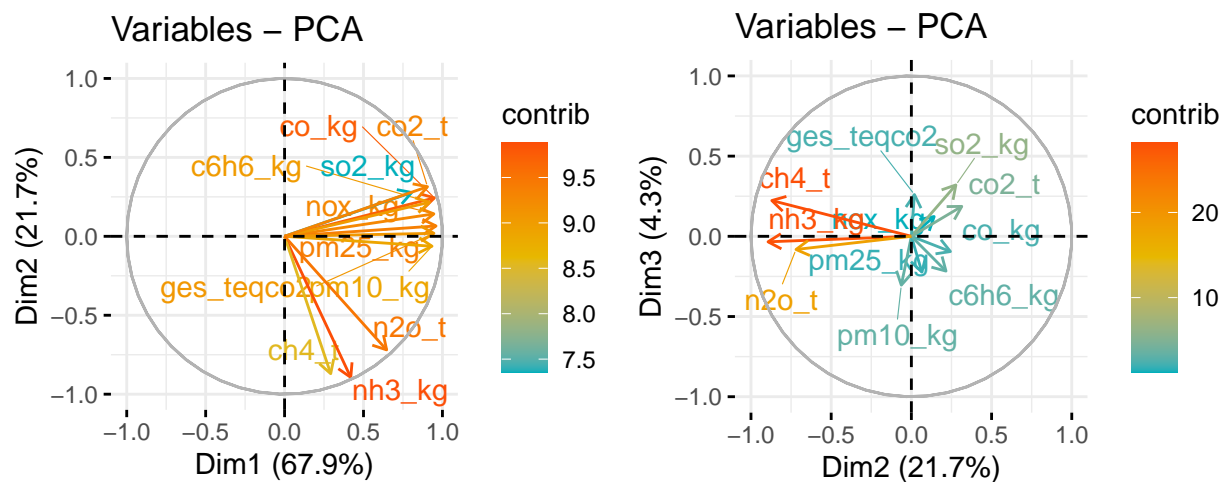


Figure 4: Cercle des corrélations

On a également le pourcentage de variance expliquée par chaque axe à la figure 5.

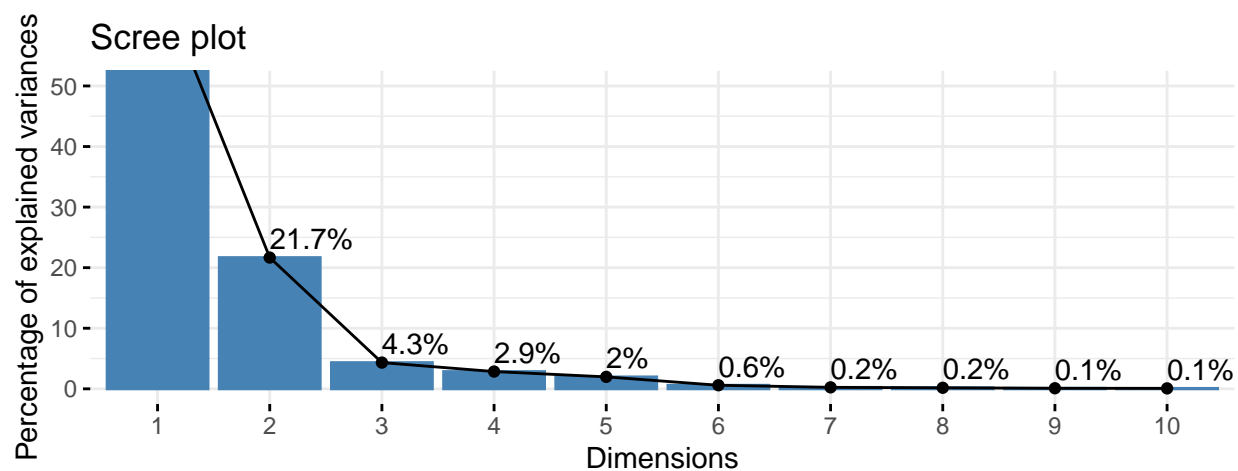


Figure 5: Pourcentage de variance expliquée par chaque axe

On retrouve bien le fait que les deux premiers axes expliquent presque 90% de la variance.

On visualise les individus dans le plan factoriel des deux premiers axes principaux en fonction de l'année puis du type d'EPCI.

On observe sur la figure 6 que ...

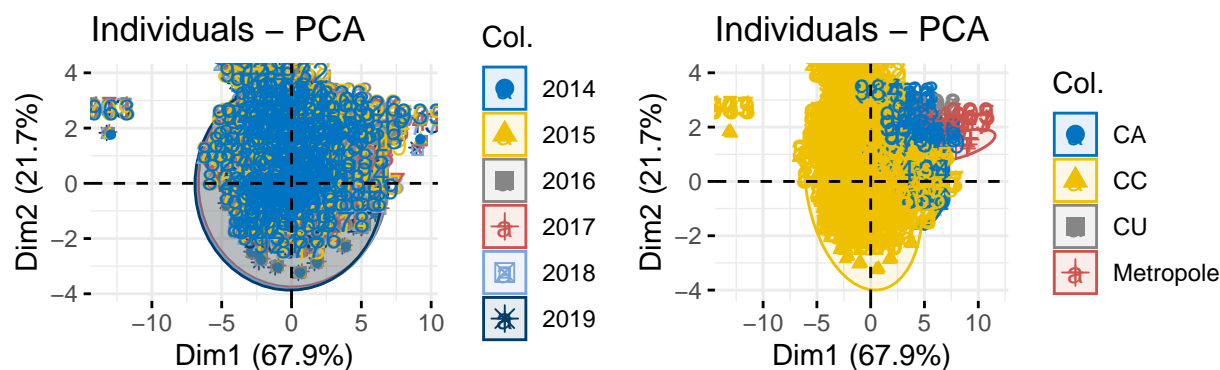


Figure 6: ACP des variables quantitatives

### 2.2.2 Réduction de dimension (MCA)

Dans cette partie, on cherche à effectuer une réduction de dimension pour les polluants et du type EPCI. Nous allons donc utiliser une MCA (Multiple Correspondance Analysis).

Les polluants sont des variables quantitatives nous avons donc besoin de discrétiser ces variables. Nous allons former un nombre fini d'intervalles qui formeront les modalités des nouvelles variables qualitatives.

#### Parler des intervalles de discrétisation

Nous allons aussi retirer les valeurs aberrantes c'est-à-dire en-dehors des quantiles (voir boxplot) : En effet, la MCA est sensible aux valeurs extrêmes car elle vise à maximiser la variance des données. Les outliers, en raison de leur nature inhabituelle, peuvent influencer significativement la variance et ainsi biaiser les résultats de l'analyse.

Les données quantitatives sont enrichies en incluant la colonne avec la variable qualitative, puis les données quantitatives sont transformées en données qualitatives afin de réaliser une Analyse en Composantes Principales (MCA) à l'aide de FactoMineR.

Ensuite, nous appliquons l'Analyse en Composantes Principales à l'aide de la bibliothèque factoMineR, en variant les intervalles de découpage des données quantitatives en données qualitatives.

L'analyse des résultats de la MCA révèle une structure significative lorsque les variables sont regroupées selon un découpage en trois intervalles. Dans ce scénario, les variables partageant le même découpage d'intervalles présentent un regroupement cohérent, suggérant une association claire entre ces catégories.

Les deux premiers axes principaux de l'Analyse en Composantes Principales (MCA) capturent un pourcentage significatif de la variance totale, avec des valeurs respectives de 27% et 17%. Ces résultats indiquent que ces axes fournissent une représentation robuste des relations entre les variables, soulignant des patterns structurés dans les données.

Cependant, lorsqu'on effectue un découpage en un plus grand nombre d'intervalles, les pourcentages associés aux axes principaux diminuent, suggérant une dispersion accrue des données. Cela peut être interprété comme une indication que le découpage en trois intervalles offre une simplification pertinente, condensant l'information tout en préservant la structure sous-jacente, tandis qu'un découpage plus fin pourrait introduire du bruit ou de la complexité excessive.

En résumé, l'analyse suggère que le découpage en trois intervalles optimise la représentation des variables, offrant une compréhension significative des relations dans les données, tandis qu'un découpage plus fin pourrait conduire à une perte de clarté et à une dilution de l'information utile.



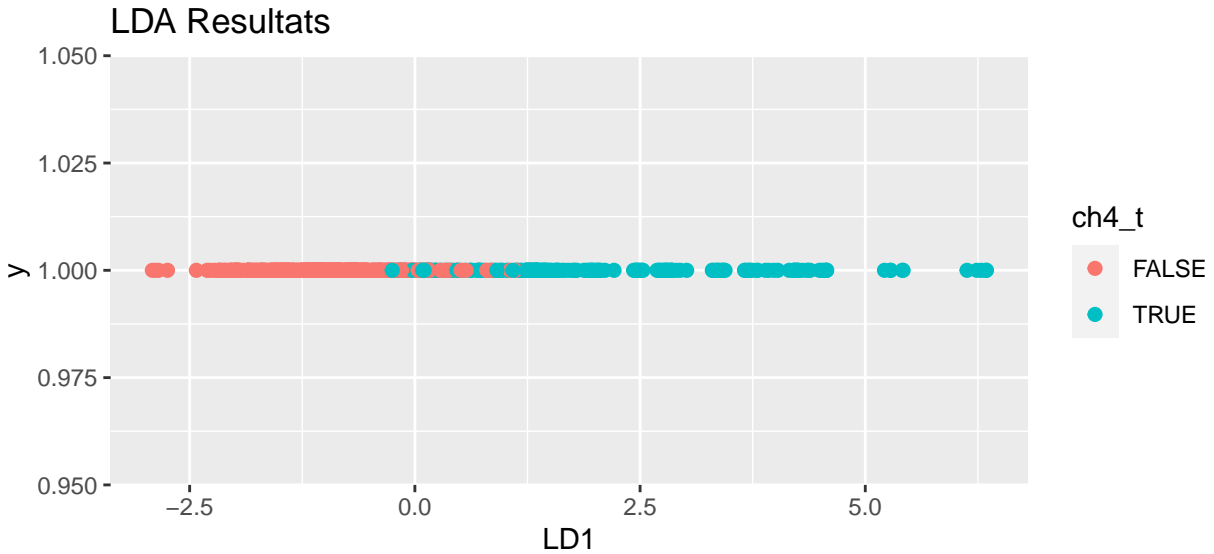


Figure 8: LDA sur le taux de méthane

donc qu'une dimension. Deuxièmement, nous remarquons que le taux d'émission de méthane sépare ici plutôt bien les données. En effet, les individus en dessous du seuil ont une coordonnée assez faible (négative ou proche de 0). Tandis que ceux dont le taux de méthane est supérieur au seuil ont une coordonnée grande.

Afin de vérifier la capacité de classification du taux de méthane, nous allons effectuer une prédiction. La LDA précédente a été faite sur 70% des individus, afin de pouvoir faire une prédiction sur les 30% restants. Nous obtenons les résultats sur la figure suivante :

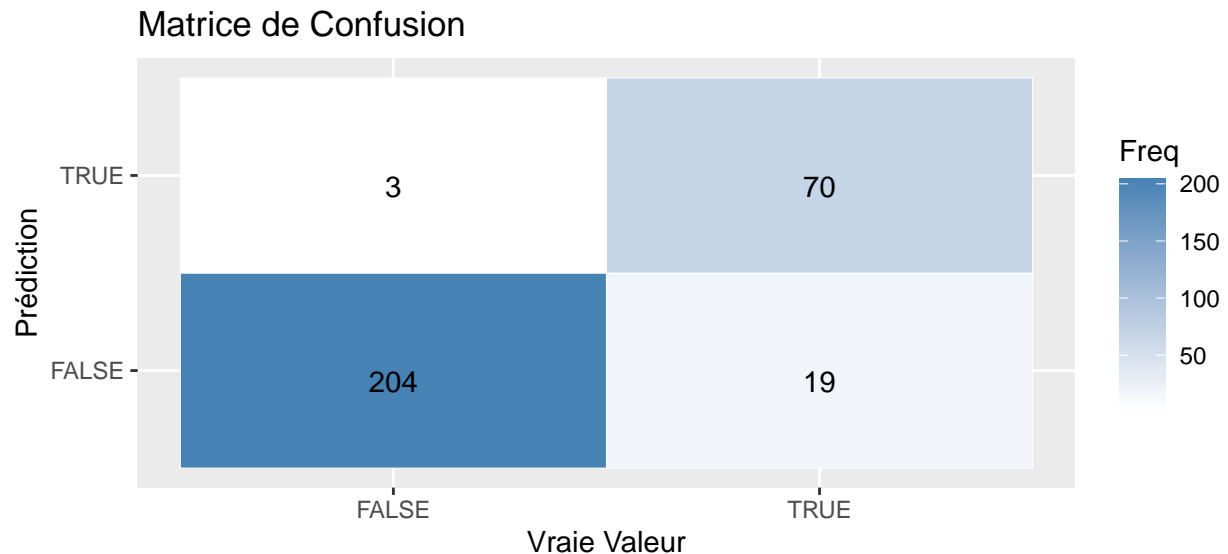


Figure 9: Prédiction sur le taux de méthane

Nous pouvons voir grâce à cette table que les individus sont plutôt bien prédits. En effet, on obtient un taux de précision de 0.926. Ainsi, utiliser le taux de méthane pour classer les individus de façon supervisée semble judicieux, car pratiquement 95% pourcent des individus seraient correctement prédits avec ce procédé.



### 3.1.2 Type d'EPCI

Nous reprenons le même procédé, mais ici avec la variable qualitative type d'EPCI. Cette variable a 4 modalités, nous allons donc avoir une LDA a trois dimensions. Nous pouvons visualiser le résultat de la LDA dans la figure 3. Nous pouvons afficher le résultat pour les trois dimensions de la LDA, mais nous avons seulement afficher dans les deux premières dimensions dans la figure 3, car c'est l'affichage le plus parlant.

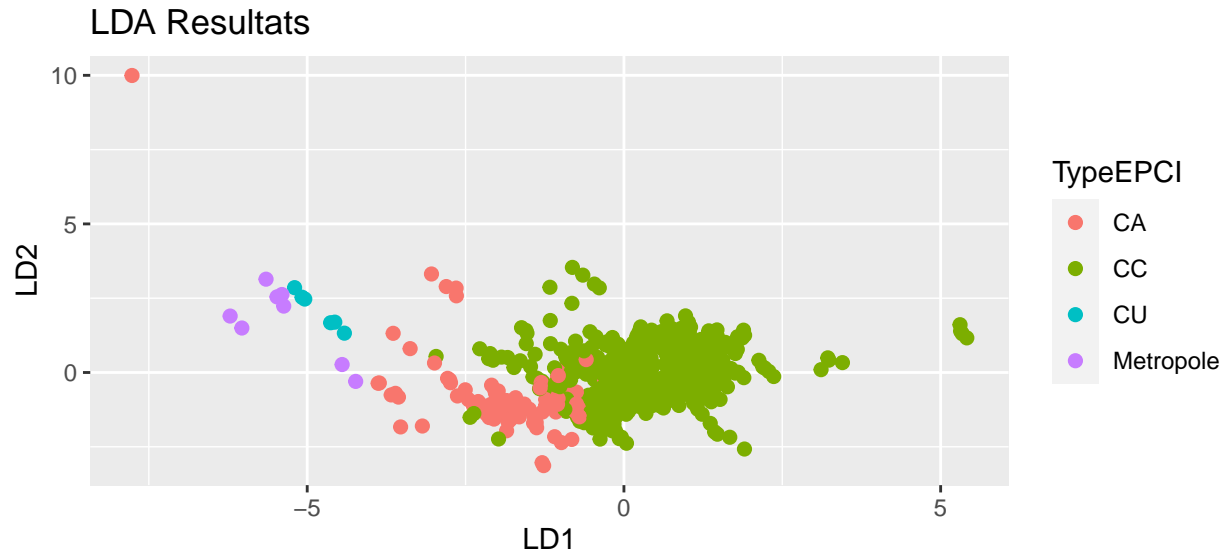


Figure 10: LDA en fonction des types EPCI

Nous pouvons voir que les données semblent bien séparées, chaque type d'EPCI. Le type d'EPCI semble bien séparé les données également, et nous allons confirmer ça par quelques prédictions. Comme pour le taux de méthane, la LDA a été faite sur 70% des données, et nous allons maintenant faire une prédiction sur les 30% restants.

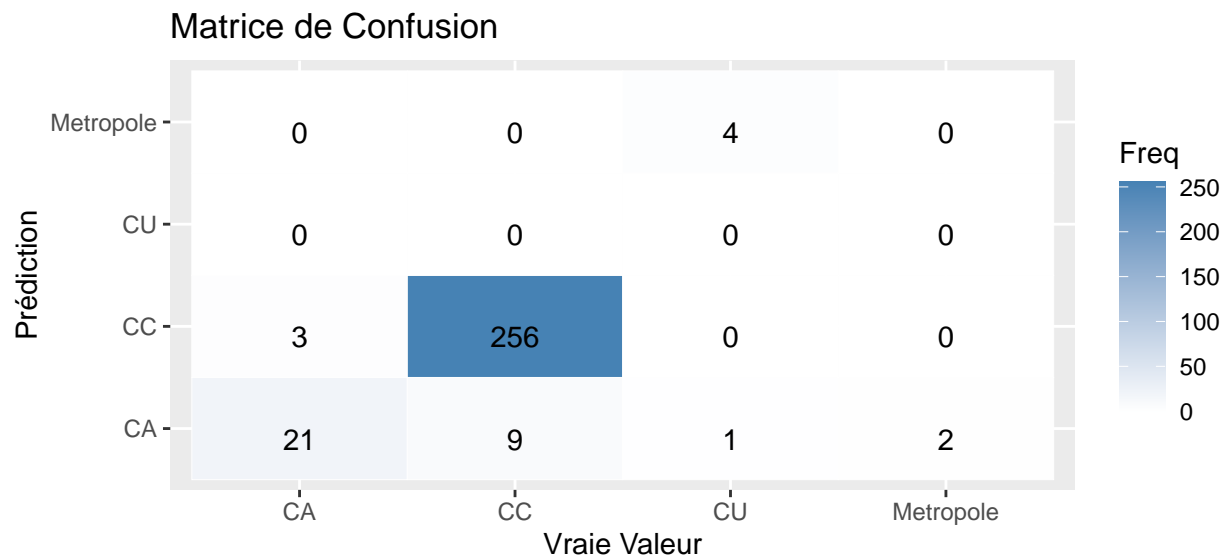


Figure 11: Prédiction sur le type d'EPCI

Nous pouvons voir grâce à la figure 11 table que les individus sont plutôt bien prédits. On obtient un taux de précision de 0.936. Ainsi, le type d'EPCI différencie bien les individus, et nous obtenons un bon taux de précision. Cependant, il y a une forte dissimilarité entre les nombres d'individus par modalité.

On essaie alors de regrouper les modalités de type d'EPCI. On compare les résultats des LDA appliquées sur les regroupements suivants : - "CU" et "Métropole" - "CU", "Métropole", et "CA"

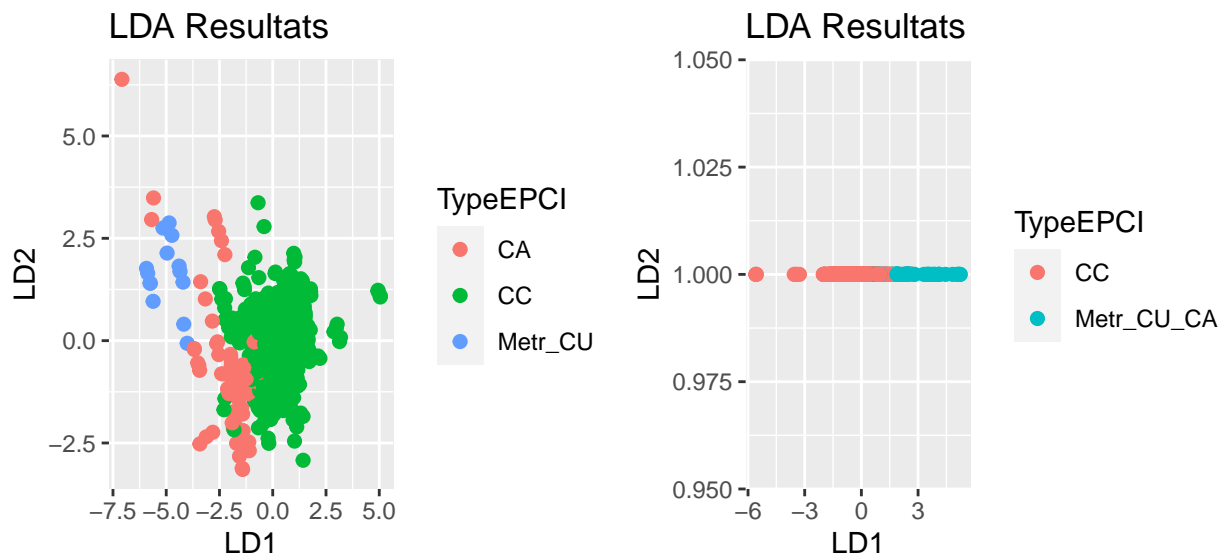


Figure 12: LDA en fonction des types EPCI

Nous remarquons que nous obtenons maintenant des LDA de dimensions 2 et 1. Visuellement, nous ne pouvons pas voir si ces regroupements ont été efficaces. En effet, c'est principalement les classes CA et CC qui sont proches. Ainsi, lors du premier regroupement, nous observons un résultat très similaire au résultat initial. Pour le deuxième regroupement, on semble pouvoir observer que les "CC" ont une coordonnée assez faible, contrairement aux "Metr\_CU". Séparer les données à partir de ce regroupement semble plus simple, voyons si les prédictions confirment ceci.

Nous obtenons un taux de précision de 0.943 pour le premier regroupement, et de 0.922 pour le deuxième. Ainsi, contrairement à ce qu'on a pu penser, nous ne gagnons pas en précision en faisant des regroupements. Cela vient probablement du fait que les classes "CA" et "CC" sont les plus proches, et donc l'erreur vient principalement d'une erreur de prédiction entre ces deux classes. Or, nos regroupements n'ont pas agrégé ces deux classes, n'améliorant donc pas la précision.

## 3.2 Clustering

On met en place différents algorithmes de clustering :

### 3.2.1 Méthodes des k-means

#### Explication de la méthode des k-means

On détermine combien de centres choisir en observant le comportement de l'inertie intraclasse en fonction du nombre de classes (k) :

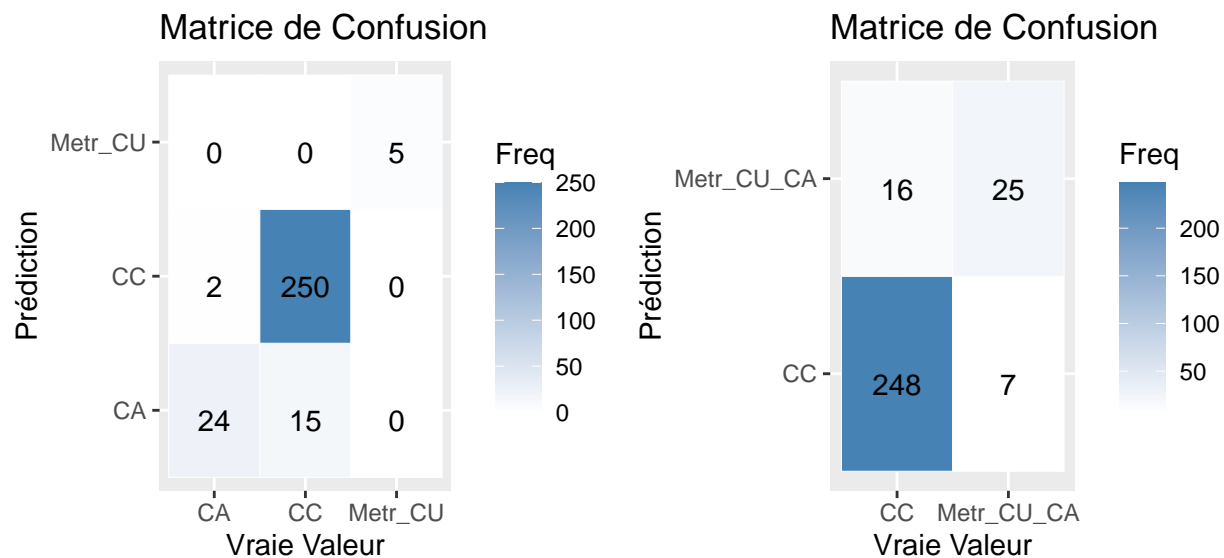


Figure 13: Prédiction en fonction des types EPCI simplifiés

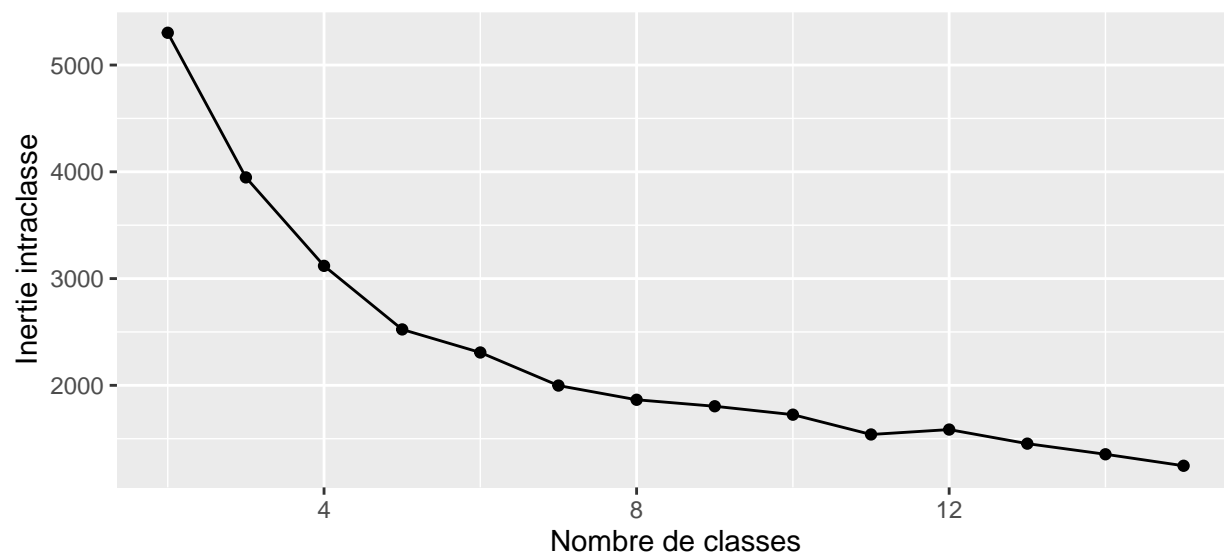


Figure 14: Determination du nombre de clusters optimal

On observe un coude sur le graphe de l'inertie intraclasse à partir de  $K = 5$  classes. On choisit donc 5 classes d'après le critère des K-means, et on obtient ainsi le résultat suivant :

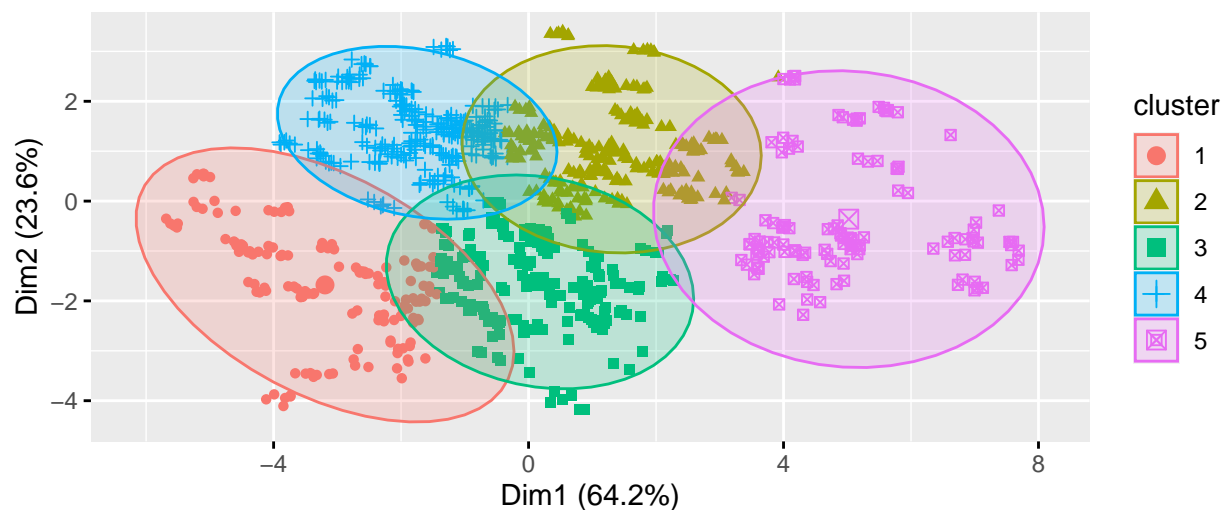


Figure 15: K-means avec  $K=5$

### 3.2.2 Critère de sélection Silhouette

#### Explication du critère de sélection Silhouette

Toujours en faisant varier  $k$ , on extrait la moyenne des indices de silhouette de chaque cluster, afin d'obtenir le graphe suivant :

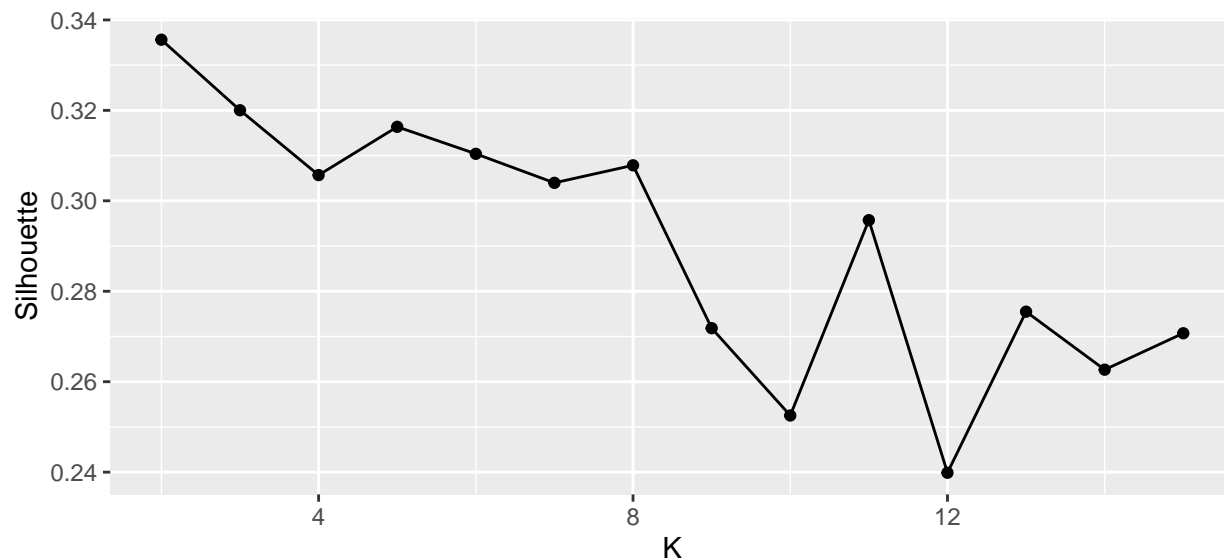


Figure 16: Critère de sélection Silhouette

On choisit le pic du graphe de Silhouette qui est atteint pour  $K = 2$ . La méthode des K-means proposait  $K = 4$  clusters. Cela peut s'expliquer par le fait que les méthodes de clustering ont des objectifs différents : La méthode des k-means peut se concentrer sur la minimisation de la variance intra-cluster, tandis que Silhouette va se concentrer sur la séparation entre les clusters et l'homogénéité à l'intérieur des clusters. Ces considérations ne sont cependant pas absolues et dépendent des données en question. C'est pour cela que nous allons exploiter d'autres méthodes de clustering. Voici les résultats graphiques obtenus pour  $K = 2$  avec Silhouette :

```
## cluster size ave.sil.width
## 1      1 359          0.32
## 2      2 600          0.35
```

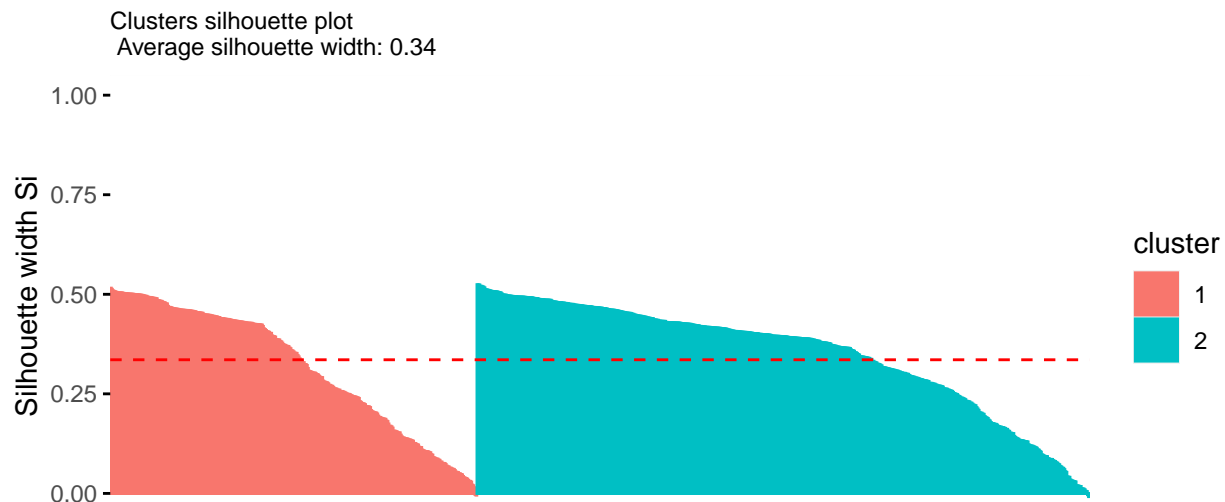


Figure 17: Silhouette avec  $K=2$

Au vu des des silhouettes du graphe, il y a une bonne répartition des clusters.

### 3.2.3 Mélanges Gaussiens

Explication de la méthode des mélanges Gaussiens

#### 3.2.3.1 Critère de sélection BIC Voir mail maximale

#### 3.2.4 Critère de sélection ICL

voir mail maximale

### 3.2.5 Dendogrammes

Nous avons décidé d'écarter les mesures d'agrégation single et complete en raison de leurs défauts (sensibilité aux données bruitées, effet de chaînage, ...) . La mesure d'agrégation de Ward, quant à elle, tend à former

des groupes avec des effectifs équilibrés à un niveau hiérarchique donné et c'est pourquoi nous avons décidé de l'utiliser pour la partie CAH.

Avec le critère Pseudo-F (Calinski-Harabasz), on observe un pic sur le graphe atteint pour un nombre de cluster égal à deux. Avec le critère Silhouette, nous obtenons aussi le même résultat

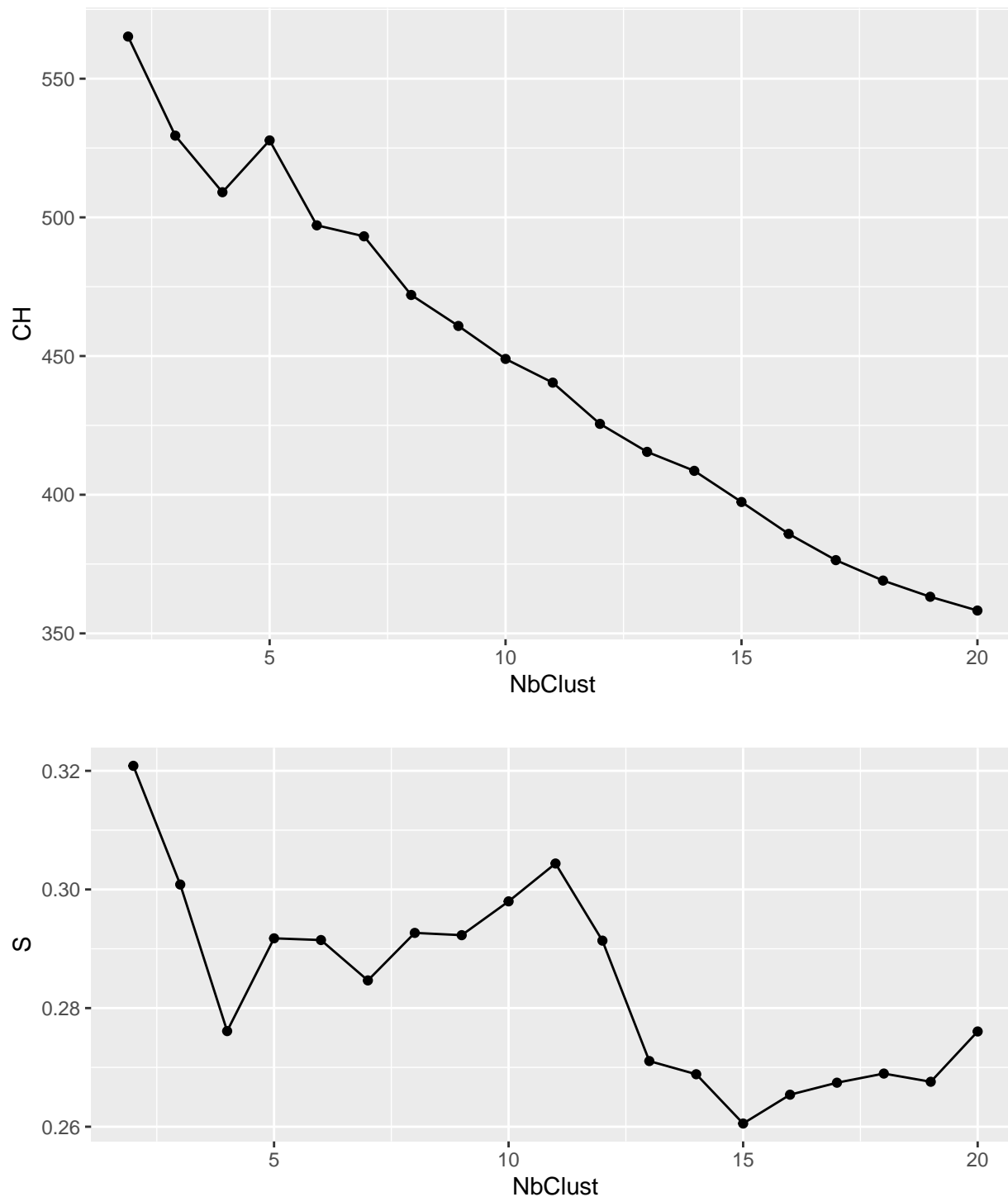


Figure 18: Critère de sélection ICL

Ainsi nous obtenons la répartition des données suivante :

## 4 EMS

### 4.1 Modèle linéaire

#### 4.1.1 Modèle d'ANOVA

On explique le gaz à effet de serre en fonction des variables Type et années.

On utilise un modèle d'ANOVA à deux facteurs avec interaction :

$$Y_{ij} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \gamma_{ij} + \epsilon_{ij}$$

### EXPLIQUER LA SIGNIFICATION DES TERMES DU MODELE

On essaie de simplifier le modèle en enlevant les interactions avec un test de sous-modèle :

$$\mathcal{H}_0 : \begin{cases} Y_{ij} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \epsilon_{ij} \\ \epsilon_{ij} \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2) \end{cases} \quad \text{contre} \quad \mathcal{H}_1 : \begin{cases} Y_{ij} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \gamma_{ij} + \epsilon_{ij} \\ \epsilon_{ij} \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2) \end{cases}$$

### Dire pourquoi c'est bien un sous-modèle

Sur R : `lm(ges_teqco2 ~ TypeEPCI + annee_inv, data=dlog)`

On obtient une p-value de  $1 > 0.05$ .

On ne rejette pas l'hypothèse de nullité des interactions.

On garde donc le modèle suivant :

$$Y_{ij} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \epsilon_{ij}$$

On essaie de simplifier le modèle en enlevant une des variables explicatives (on fait 2 tests de sous-modèle) :

$$\mathcal{H}_0 : \begin{cases} Y_{ij} = \mu + \alpha_i + \epsilon_{ij} \\ \epsilon_{ij} \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2) \end{cases} \quad \text{contre} \quad \mathcal{H}_1 : \begin{cases} Y_{ij} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \epsilon_{ij} \\ \epsilon_{ij} \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2) \end{cases}$$

et

$$\mathcal{H}_0 : \begin{cases} Y_{ij} = \mu + \beta_j + \epsilon_{ij} \\ \epsilon_{ij} \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2) \end{cases} \quad \text{contre} \quad \mathcal{H}_1 : \begin{cases} Y_{ij} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \epsilon_{ij} \\ \epsilon_{ij} \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2) \end{cases}$$

Pour le modèle dépendant uniquement du type d'EPCI, on obtient une p-value de  $0.599 > 0.05$ .

On peut donc enlever l'année dans le modèle :

$$Y_{ij} = \mu + \alpha_i + \epsilon_{ij}$$

On essaie à nouveau de simplifier le modèle en enlevant les variables explicatives :

$$\mathcal{H}_0 : \begin{cases} Y_{ij} = \mu + \epsilon_{ij} \\ \epsilon_{ij} \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2) \end{cases} \quad \text{contre} \quad \mathcal{H}_1 : \begin{cases} Y_{ij} = \mu + \alpha_i + \epsilon_{ij} \\ \epsilon_{ij} \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2) \end{cases}$$

On obtient cette fois une p-value de  $0 < 0.05$ .

On ne peut donc pas enlever le type d'EPCI dans le modèle.

On vérifie finalement la cohérence du modèle retenu :

$$\mathcal{H}_0 : \begin{cases} Y_{ij} = \mu + \alpha_i + \varepsilon_{ij} \\ \varepsilon_{ij} \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2) \end{cases} \quad \text{contre} \quad \mathcal{H}_1 : \begin{cases} Y_{ij} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \varepsilon_{ij} \\ \varepsilon_{ij} \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2) \end{cases}$$

On obtient une p-value de  $0.99 > 0.05$  donc le modèle est cohérent. On garde donc le modèle :

Nous vérifions le modèle que nous avons obtenu en faisant un peu de prédiction. Pour cela, on crée le modèle sur 70% des données, et on essaye de prédire la valeur du gaz à effet de serre sur les 30% restants. Les résultats obtenus montrent un écart moyen entre la réalité et la prédiction, soit un écart moyen de 13.14 %.

## 4.1.2 Régression linéaire

**4.1.2.1 Modèle linéaire additif expliquant le gaz à effet de serre en fonction de tous les autres polluants** On a le modèle additif suivant que l'on peut ajuster sur R de la façon suivante

$$ges_i = \theta_0 + \theta_1 nox_i + \theta_2 so2_i + \theta_3 pm10_i + \theta_4 pm25_i + \theta_5 co_i + \theta_6 c6h6_i + \theta_7 nh3_i + \theta_8 ch4_i + \theta_9 co2_i + \theta_{10} no2_i + \epsilon$$

Il est à noter que le test de nullité pour certaines variables telles que `c6h6_kg` et `co_kg` présente une p-value supérieure à 0,05. Cela pourrait suggérer la possibilité de les exclure du modèle afin de le simplifier.

**4.1.2.2 Sélection des variables explicatives** Nous allons maintenant simplifier le modèle en sélectionnant les variables explicatives pertinentes

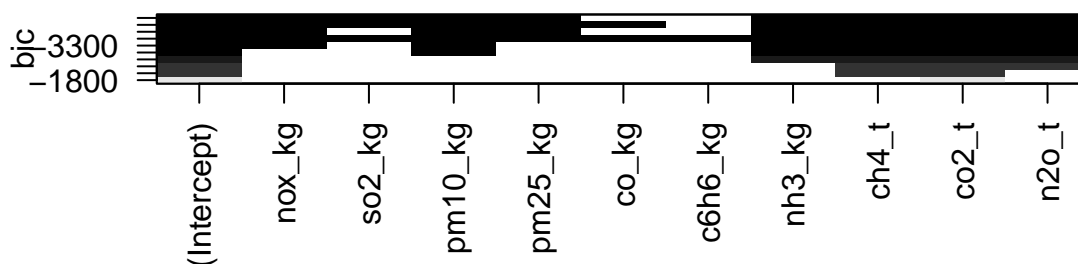


Figure 19: Sélection de variable backward avec BIC

**4.1.2.3 Avec la méthode backward** En utilisant la méthode Backward, tous les critères conduisent à la même sélection de variables, celle pour laquelle nous avons formulé l'hypothèse précédemment lors des tests de nullité.

Voici le modèle simplifié :

$$ges_i = \theta_0 + \theta_1 nox_i + \theta_2 so2_i + \theta_3 pm10_i + \theta_4 pm25_i + \theta_5 nh3_i + \theta_6 ch4_i + \theta_7 co2_i + \theta_8 no2_i + \epsilon$$



**4.1.2.4 Avec la méthode forward** Nous allons maintenant effectuer la même sélection mais cette fois-ci avec la méthode pour vérifier la simplification possible du modèle.

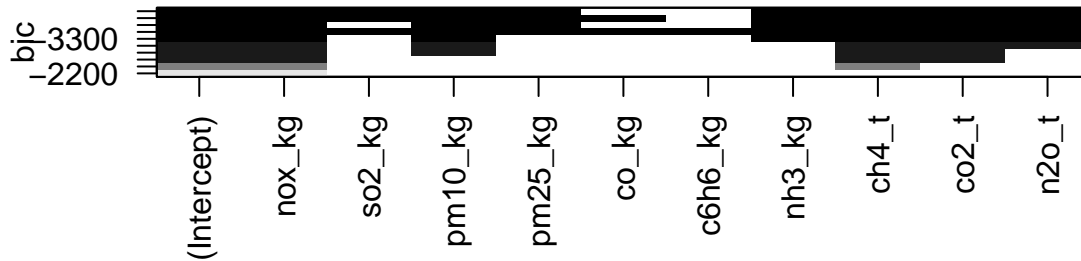


Figure 20: Sélection de variable forward avec BIC

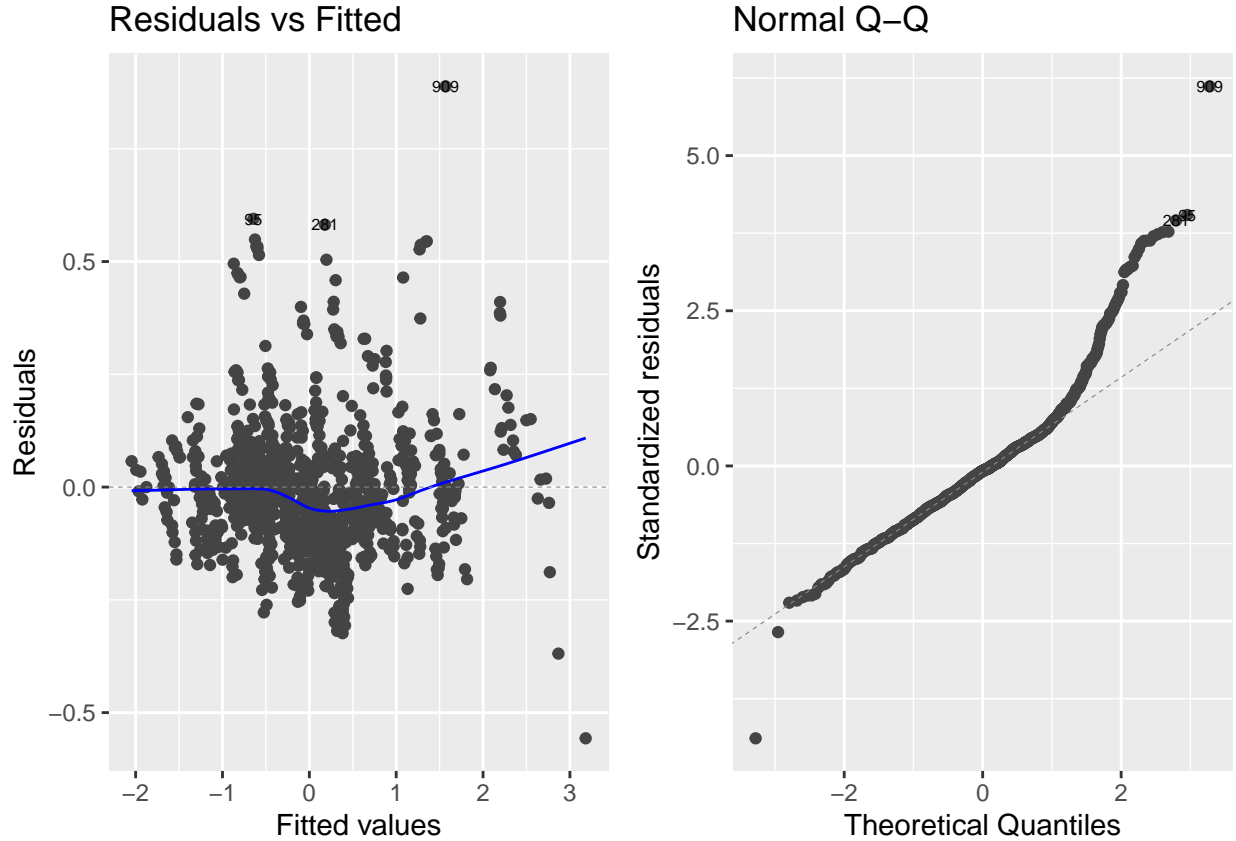
Tous les critères nous donnent le même résultat que la méthode backward pour simplifier le modèle ie retirer les variables Co et C6h6. Nous devons maintenant valider ce sous modèle.

**4.1.2.5 Validation des sous modèles** Nous allons maintenant valider si le sous modèle convient.

```
## Analysis of Variance Table
##
## Model 1: ges_teqco2 ~ nox_kg + so2_kg + pm10_kg + pm25_kg + nh3_kg + ch4_t +
##      co2_t + n2o_t
## Model 2: ges_teqco2 ~ nox_kg + so2_kg + pm10_kg + pm25_kg + co_kg + c6h6_kg +
##      nh3_kg + ch4_t + co2_t + n2o_t
##   Res.Df    RSS Df Sum of Sq    F Pr(>F)
## 1     950 20.737
## 2     948 20.735  2  0.0024644 0.0563 0.9452
```

En effectuant un test de Fisher de sous modèle on obtient une p-valeur  $>0.05$  donc on ne rejette pas  $H_0$  et on peut simplifier le modèle additif en un sous modèle:

$$ges_i = \theta_0 + \theta_1 nox_i + \theta_2 so2_i + \theta_3 pm10_i + \theta_4 pm25_i + \theta_5 nh3_i + \theta_6 ch4_i + \theta_7 co2_i + \theta_8 no2_i + \epsilon$$



Nous faisons ensuite un autoplot, afin de pouvoir vérifier les différentes hypothèses d'un modèle linéaire. Premièrement, les  $\epsilon_i$  doivent être centré en 0; Quand on regarde le premier graphe, on remarque que les résidus  $\hat{\epsilon}_i$  semblent centrés en 0. La deuxième hypothèse nous dit que tous les  $\epsilon_i$  ont la même variance. Or, tous les individus semblent contenu dans un tube, nous indiquant que cette hypothèse semble vérifier. Ensuite la troisième hypothèse est l'indépendance entre les  $\epsilon_i$  et  $Y_i$ . Dans le premier graphe, il n'y a pas de forme particulière, et les  $\epsilon_i$  et  $Y_i$  semblent donc indépendants. La dernière hypothèse est celle de la normalité des  $Y_i$ . En regardant le Q-Q plot, les quantiles empiriques sont plutôt proches des théoriques. Ainsi, les 4 hypothèses sont vérifiées, le modèle linéaire est donc adapter pour représenter ces données.

**4.1.2.6 Régression régularisé** Nous allons maintenant effectuer une régression régularisée. Cette méthode consiste à changer la fonction à minimiser pour trouver notre estimateurs des paramètres  $\hat{\theta}$ . Le but de cette méthode est d'obtenir un estimateur certes biaisé, mais qui a une variance plus petite. Il faudrait résoudre  $\hat{\theta} = \operatorname{argmin}_{\theta \in \mathbb{R}_k} (\|Y - X\theta\|^2 - \lambda \operatorname{pen}(\theta))$ . La fonction  $\theta \mapsto \operatorname{pen}(\theta)$  dépend du type de régression régularisée. Nous allons voir la régression de Ridge, de Lasso et Elastic Net.

**4.1.2.6.1 Ridge** Commençons par faire une régression Ridge. Cette méthode consiste à définir  $\operatorname{pen}(\theta) = \|\theta\|_2^2$ . On commence par calculer la valeurs des coefficients de  $\hat{\theta}$  minimisant la fonction pour différentes valeurs de  $\lambda$ , représentées dans la figure 21 . Ensuite, nous faisons une validation croisé afin de trouver le  $\lambda$  optimal. En regardant la figure de droite de 21, on remarque que le  $\lambda$  retenu est 0.003801894 . La droite rouge dans la figure de droite est tracé au niveau du lambda optimal, et nous permet de récupérer les coefficients du  $\hat{\theta}$  final.

```
## Scale for x is already present.
## Adding another scale for x, which will replace the existing scale.
```

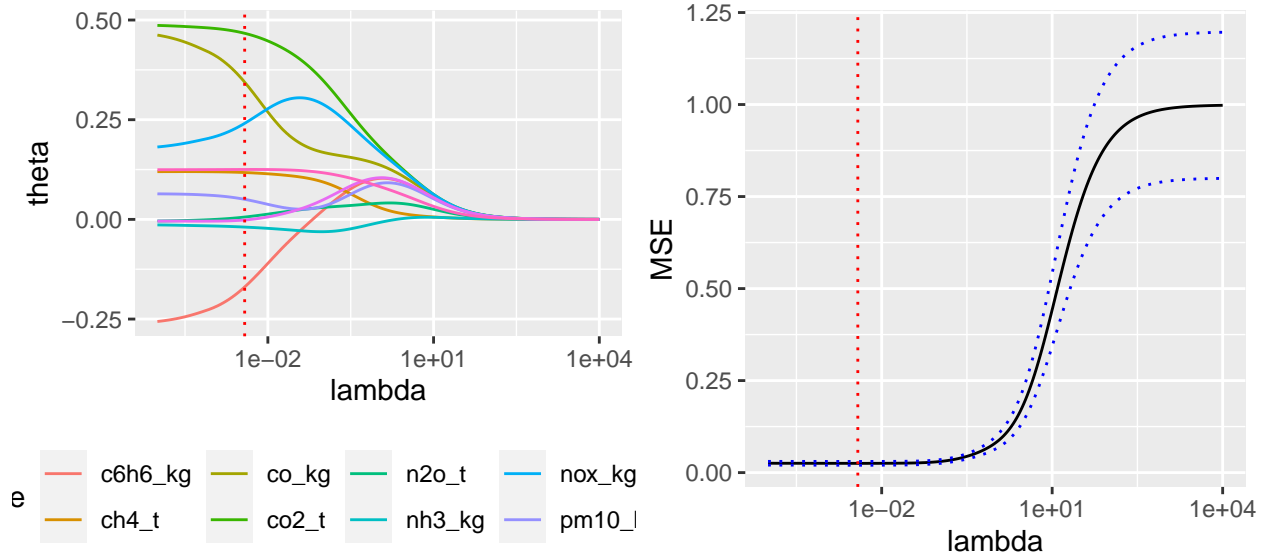


Figure 21: Régularisation Ridge

**4.1.2.6.2 Lasso** On effectue exactement la même procédure, mais avec une régression de Lasso, qui correspond à :  $pen(\theta) = \|\theta\|_1$

```
## Scale for x is already present.
## Adding another scale for x, which will replace the existing scale.
```

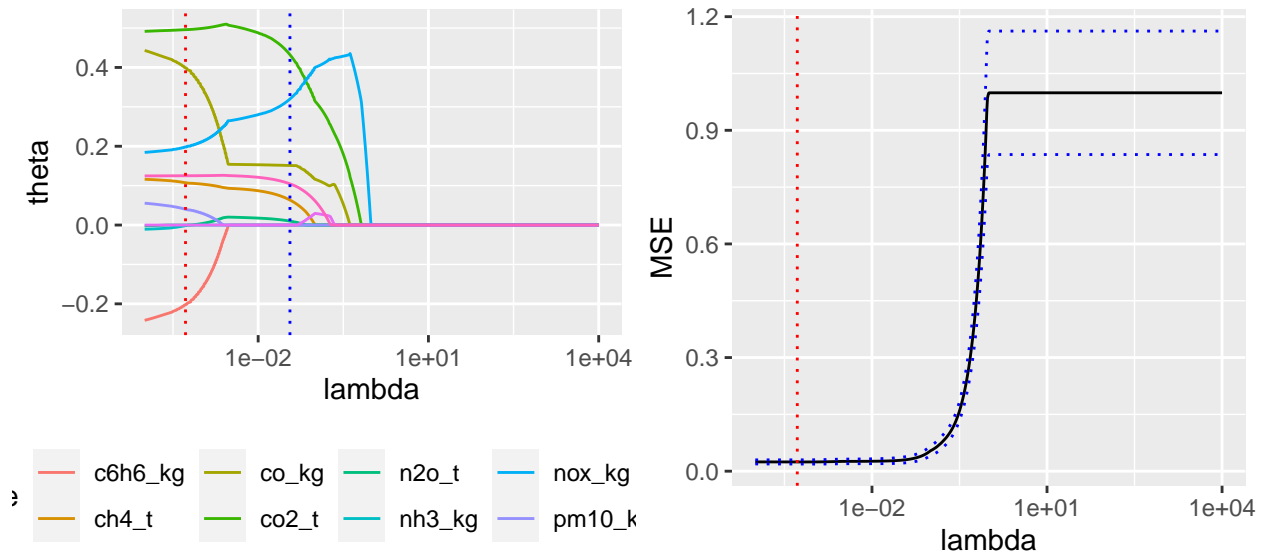


Figure 22: Régularisation Lasso

Notre  $\lambda$  optimal est: 0.0005248075 .

**4.1.2.6.3 Elastic Net** Le  $\lambda$  optimal pour Elastic Net est de : 0.001778279 .

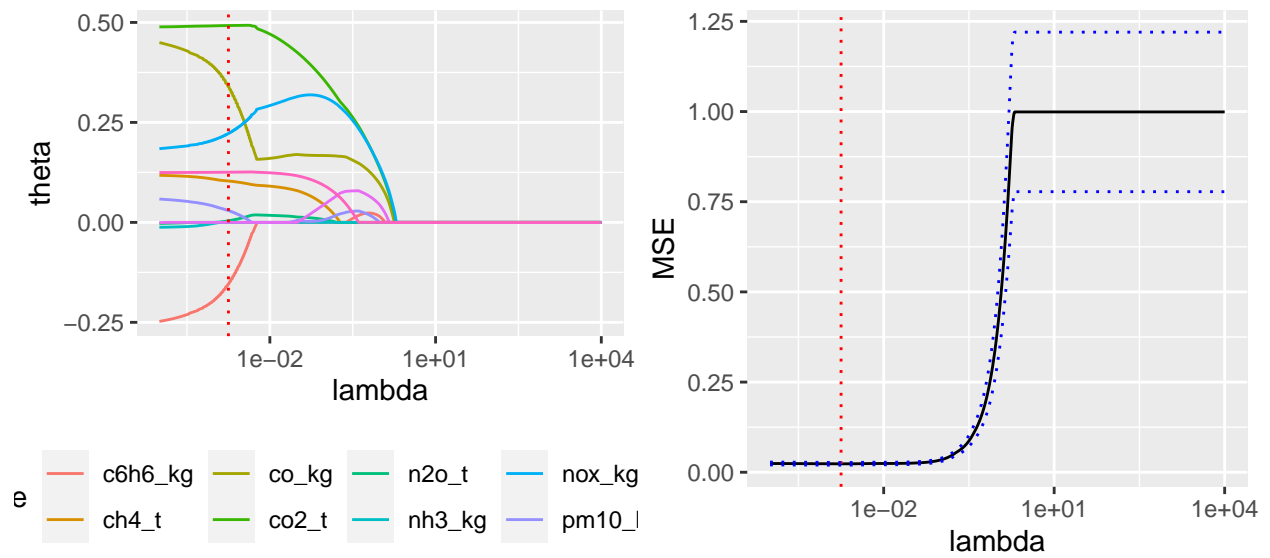


Figure 23: Régularisation Elastic Net

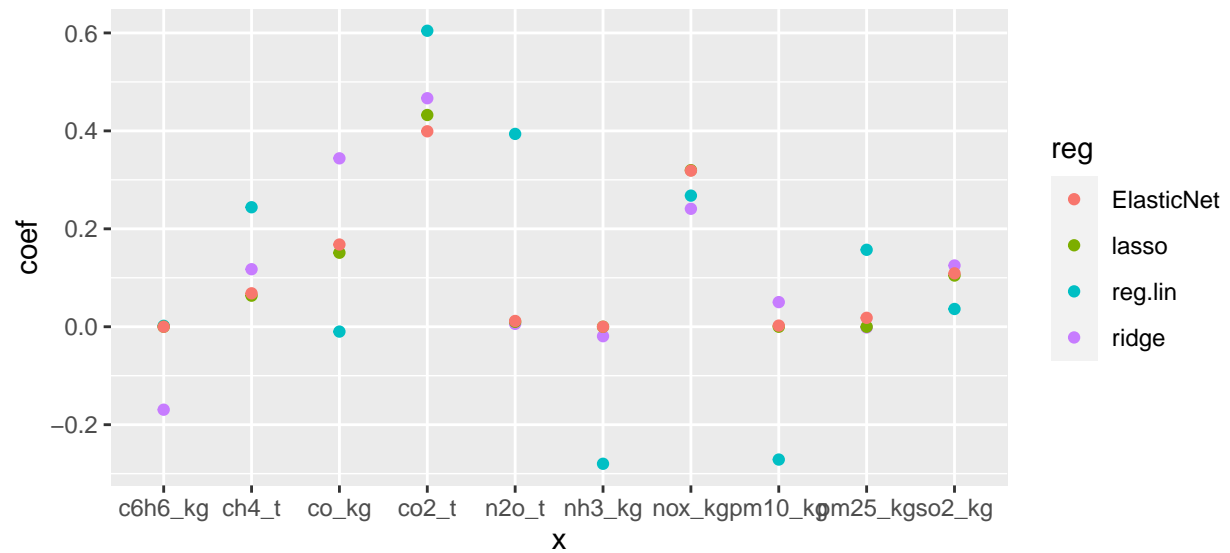


Figure 24: Résultats des différentes régularisations

**4.1.2.7 Analyse des résultats** Pour finir avec cette partie, regardons les valeurs des différents coefficients obtenus à l’aide des méthodes de régressions. Le premier point à noter, c’est que les trois régressions régularisées donnent des résultats proches, contrairement à la régression linéaire. Précédemment, nous avons vu que les coefficients de `c6h6_kg` et `co_kg`, ce que confirme la figure 24. En effet le point bleu associé à ces variables sont proches de 0. Les régressions régularisées annuleraient elles aussi le coefficient associé à `c6h6_kg`, mais pas celui de `co_kg`. Ces régularisations, surtout ElasticNet et Lasso, ont trouvé des valeurs proches de 0 plutôt les coefficients associés aux variables : `n2o_t`, `nh3_kg`, `pm10_kg` et `pm25_kg`.

### 4.1.3 ANCOVA

Dans cette partie on va chercher à expliquer l’émission de méthane en fonction de l’ammoniac, du protoxyde d’azote, du type d’EPCI et de l’année.

#### Modèle avec interaction

Dans un premier temps on va considérer le modèle avec interaction suivant :

$$\begin{cases} \text{ch4\_t}_i = \theta_0 + \theta_1 \text{nh3\_kg}_i + \theta_2 \text{n2o\_t}_i + \theta_3 \mathbb{1}_{\{\text{TypeEPCI}_i = \text{CC}\}} + \theta_4 \mathbb{1}_{\{\text{TypeEPCI}_i = \text{CU}\}} + \theta_5 \mathbb{1}_{\{\text{TypeEPCI}_i = \text{Metropole}\}} + \theta_6 \text{annee}_i \\ + \gamma_1 \text{nh3\_kg}_i \text{n2o\_t}_i + \gamma_2 \text{nh3\_kg}_i \mathbb{1}_{\{\text{TypeEPCI}_i = \text{CC}\}} + \dots \\ + \varepsilon_i \\ \varepsilon_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2) \end{cases}$$

$$\text{ch4}_i = \theta_0 + \theta_1 \times \text{nh3}_i + \theta_2 \times \text{n2o}_i + \theta_3 \times \mathbb{1}_{\text{TypeEPCICC}_i} + \theta_4 \times \mathbb{1}_{\text{TypeEPCICU}_i} + \theta_5 \times \mathbb{1}_{\text{TypeEPCIMetropole}_i} + \theta_6 \times \text{annee}_i + \theta_7 \times \text{nh3}_i \times \text{n2o}_i + \theta_8$$

avec  $\varepsilon_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$

On va maintenant comparer ce modèle avec interaction au modèle sans interactions puis utiliser la fonction `anova` pour comparer nos deux modèles.

```
## Analysis of Variance Table
##
## Model 1: ch4_t ~ nh3_kg + n2o_t + TypeEPCI + annee_inv
## Model 2: ch4_t ~ (nh3_kg + n2o_t + TypeEPCI + annee_inv)^2
##   Res.Df    RSS Df Sum of Sq    F    Pr(>F)
## 1     977 172.22
## 2     965 151.24 12    20.988 11.16 < 2.2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

On retrouve une p-valeur «0.05 donc on ne peut *pas simplifier* le modèle en enlevant les interactions (au risque 5%).

On va maintenant chercher à simplifier le modèle avec interaction au maximum.

On va utiliser la bibliothèque “MASS” pour effectuer une sélection de modèle basée sur le critère AIC en utilisant la fonction `stepAIC()`. Plus précisément, il effectue une sélection de modèle pas à pas dans le sens inverse (backward), ce qui signifie qu’il commence par un modèle complet (incluant toutes les variables explicatives) puis retire séquentiellement les variables qui n’améliorent pas la qualité du modèle selon le critère AIC. Le résultat est stocké dans l’objet `modselect_aic`, qui contient le modèle sélectionné avec la meilleure performance selon le critère AIC.

On a obtenu que le modèle minimisant le AIC est le modèle complet sans sélection des variables.

Avec le critère bic, le modèle simplifié est celui avec les variables suivantes :

- nh3\_kg
- n2o\_t
- TypeEPCI
- annee\_inv
- Les interactions entre nh3\_kg et n2o\_t, ainsi qu'entre nh3\_kg et TypeEPCI.

$$\text{ch4}_i = \theta_0 + \theta_1 \times \text{nh3}_i + \theta_2 \times \text{n2o}_i + \theta_3 \times \text{TypeEPCICC}_i + \theta_4 \times \text{TypeEPCICU}_i + \theta_5 \times \text{TypeEPCIMetropole}_i + \theta_6 \times \text{annee}_i + \theta_7 \times \text{nh3}_i \times \text{n2o}_i$$

avec  $\varepsilon_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$

On va maintenant comparer l'ajustement du modèle sélectionné (modselect\_bic) avec celui du modèle initial (ancov) pour déterminer si la différence dans leur performance est significative.

```
## Analysis of Variance Table
##
## Model 1: ch4_t ~ nh3_kg + n2o_t + TypeEPCI + annee_inv + nh3_kg:n2o_t +
##      nh3_kg:TypeEPCI + n2o_t:TypeEPCI
## Model 2: ch4_t ~ (nh3_kg + n2o_t + TypeEPCI + annee_inv)^2
##   Res.Df    RSS Df Sum of Sq    F    Pr(>F)
## 1      970 153.43
## 2      965 151.24  5      2.1953 2.8015 0.01607 *
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

On obtient une pvalueur  $< 0.05$  ce qui indique que l'on peut pas simplifier le modèle avec le modèle sélectionné avec le critère bic.

```
## Analysis of Variance Table
##
## Model 1: ch4_t ~ nh3_kg + n2o_t + TypeEPCI + annee_inv + nh3_kg:n2o_t +
##      nh3_kg:TypeEPCI + n2o_t:TypeEPCI + n2o_t:annee_inv
## Model 2: ch4_t ~ (nh3_kg + n2o_t + TypeEPCI + annee_inv)^2
##   Res.Df    RSS Df Sum of Sq    F    Pr(>F)
## 1      969 153.38
## 2      965 151.24  4      2.1469 3.4247 0.008625 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

## 4.2 Modèle linéaire généralisé

Nous allons maintenant modéliser le dépassement d'émission de méthane de 1000 tonnes par an en fonction de l'ammoniac, le protoxyde d'azote, le type d'EPCI et l'année. On exprime une variable binaire donc le modèle à utiliser est une régression logistique.

$\forall i \in \{1, \dots, n\}$  :

- $dep_i$  : variable binaire valant 1 si le taux d'émission de méthane dépasse les 1000 tonnes par an, et 0 sinon.
- $nh3kg_i$  : taux d'émission d'ammoniac en kg/hab
- $n2ot_i$  : taux d'émission de protoxyde d'azote en kg/hab

- $TypeEPCI_i$  : type d'EPCI
- $annee_i$  : année
- $T = \{CC, CA, CU, Metropole\}$  : ensemble des types d'EPCI
- $A = \{2015, 2016, 2017, 2018, 2019\}$  : ensemble des années

On modélise la probabilité de dépassement de 1000 tonnes par an par le modèle suivant :

$$(Mod4) : \begin{cases} dep_i \sim \mathcal{B}(\pi_i) \\ \pi_i = \theta_0 + \theta_1 nh3kg_i + \theta_2 n2ot_i + \sum_{j \in T} \beta_j \mathbb{1}_{\{TypeEPCI_i=j\}} + \sum_{a \in A} \alpha_a \mathbb{1}_{\{annee_i=a\}} \end{cases}$$

```
## Analysis of Deviance Table
##
## Model 1: ch4_t ~ nh3_kg + n2o_t + TypeEPCI + annee_inv
## Model 2: ch4_t ~ (nh3_kg + n2o_t + TypeEPCI + annee_inv)^2
##   Resid. Df Resid. Dev Df Deviance  Pr(>Chi)
## 1      977      394.02
## 2      965      329.88 12   64.141 3.928e-09 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Nous avons essayé de simplifier ce modèle, en enlevant les interactions, mais nous avons rejeté l'hypothèse car nous obtenions un p-valeur trop petite. Nous avons également essayé de mettre en place une méthode backward pour trouver un sous-modèle acceptable, mais encore une fois nous avons obtenu un p-valeur trop petite, et nous avons rejeté le sous modèle. Ce modèle ne semble donc pas pouvoir se simplifier, et nous allons tester son efficacité en faisant de la prédiction. Nous prenons 70% de l'échantillon pour faire le modèle, et nous testons sur les 30% restants.

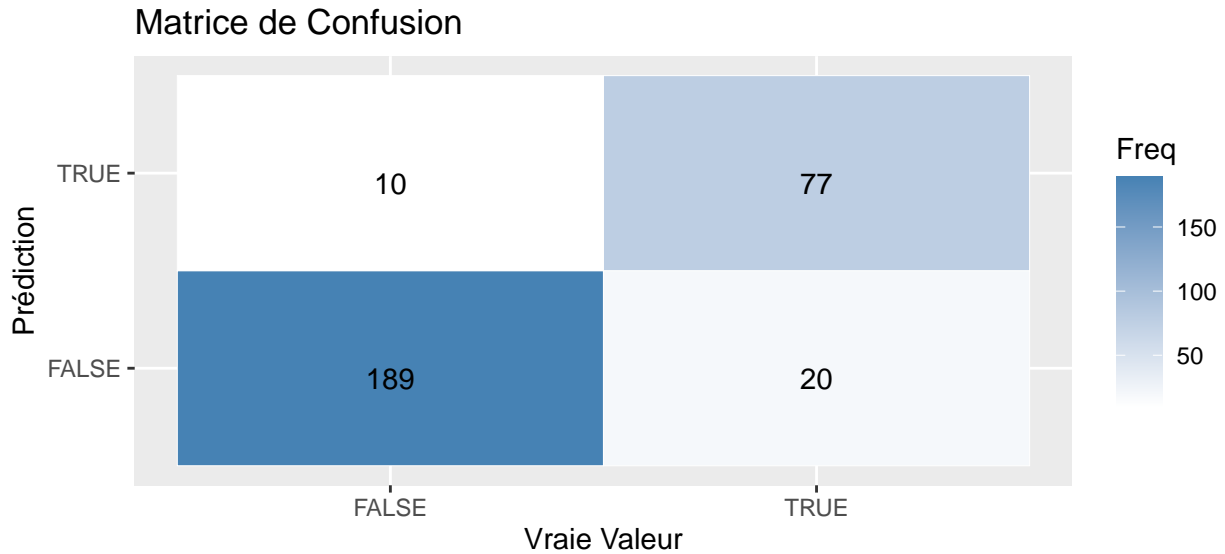


Figure 25: Prédiction sur le taux de méthane

Nous obtenons la figure 25. Ce résultat a un taux de précision de 0.899. C'est très correct, car avec la LDA nous obtenions un taux de précision de 0.926. Ainsi, en ne gardant que certaines variables, nous obtenons un score plutôt proche. On en déduit que l'ammoniac, le protoxyde d'azote, le type d'EPCI et l'année explique bien le dépassement d'émission de méthane de 1000 t par an.

## 5 Conclusion

Ce projet nous a donc permis d'obtenir différents résultats d'analyse de données, afin de comprendre la répartition des données et leurs éventuelles corrélations.

Nous avons vu, par le biais de différentes méthodes de clustering et de certains critères de sélection, que nos données semblaient pouvoir se diviser en deux clusters. Bien que la méthode des k-means en observant l'inertie intraclasse suggère cinq clusters.

Les résultats obtenus sur les différentes régressions réalisées nous ont permis de comprendre que simplifier les modèles étaient assez dur, car le gaz à effet de serre dépend plus ou moins de toutes les variables.