Projet d'étude de Statistiques

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

2023-12-01

Contents

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 <- read.csv("Data-projetmodIA-2324.csv")
```

```
summary(data)
data[1,]
```

- Notations :

2 Analyse descriptive des données

Dans un premier temps on extrait les données du fichier Data-projetmodIA-2324.csv. Puis on extrait les données quantitatives de ce jeu de données (les quantités de gaz). Puis on visualise globalement les données quantitatives brutes.

```
Data<-read.csv('Data-projetmodIA-2324.csv')
data_quant=Data[,c("nox_kg","so2_kg","pm10_kg","pm25_kg","co_kg","c6h6_kg","nh3_kg","ges_teqco2","ch4_t
data_quant=as.data.frame(data_quant)
head(data_quant)
```

```
##       nox_kg    so2_kg   pm10_kg   pm25_kg     co_kg   c6h6_kg    nh3_kg
## 1   65633.66  3866.599  15728.87  10975.55  173194.3  2319.199 133686.18
## 2  310288.20  8083.028  50929.20  38591.71  593036.6  8349.081 114533.40
## 3  337655.55  9373.106 143623.67  82143.61 1275976.8 18806.497  71177.45
## 4  298100.30  4091.852 126735.60  63331.88  780230.6 12250.430 244266.82
## 5  447186.53 13650.148 143525.58 111854.31 1386798.2 21346.289 130426.82
## 6 2110865.51 57993.192 506888.15 353513.88 5270166.1 78510.229 111010.72
##   ges_teqco2   ch4_t     co2_t  n2o_t
## 1   43995.12 617.104  17831.59 17.114
## 2  127777.47 436.445  93016.70 19.755
## 3  161136.84 251.623 125004.72 17.606
## 4  116802.18 275.749  79458.03 50.976
## 5  216301.79 447.677 161747.97 24.640
## 6 1057760.61 398.561 806673.97 59.760
```

```
g1=ggplot(data_quant)+geom_boxplot(aes(y = nox_kg))
g2=ggplot(data_quant)+geom_boxplot(aes(y = co_kg))
g3=ggplot(data_quant)+geom_boxplot(aes(y =so2_kg ))
grid.arrange(g1,g2,g3,ncol=3)
```

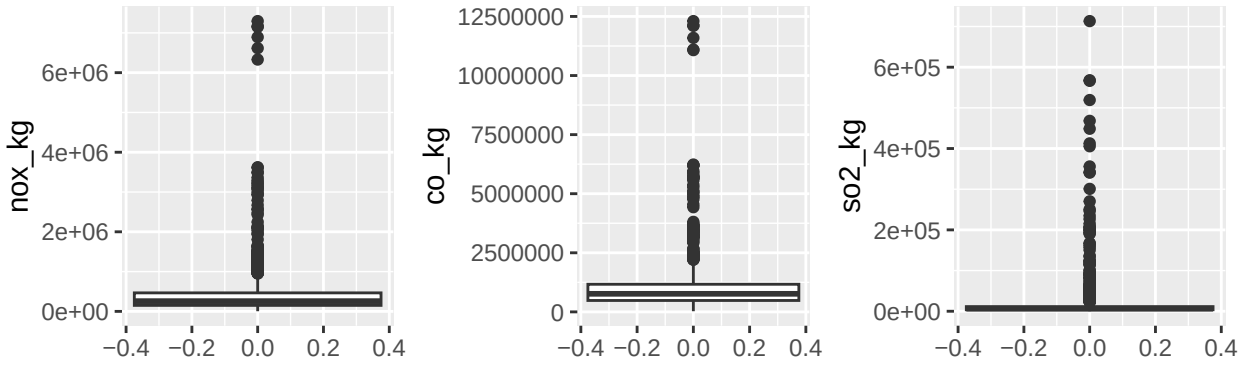


Figure 1: Boxplot des variables nox_kg,co_kg,so2_kg

```
g1=ggplot(data_quant)+ geom_histogram(aes(x = (co_kg)),bins =20 )
g2=ggplot(data_quant)+ geom_histogram(aes(x = scale(co_kg)),bins =20)
g3=ggplot(data_quant)+ geom_histogram(aes(x = scale(log(co_kg))),bins =20)
grid.arrange(g1,g2,g3,ncol=3)
```

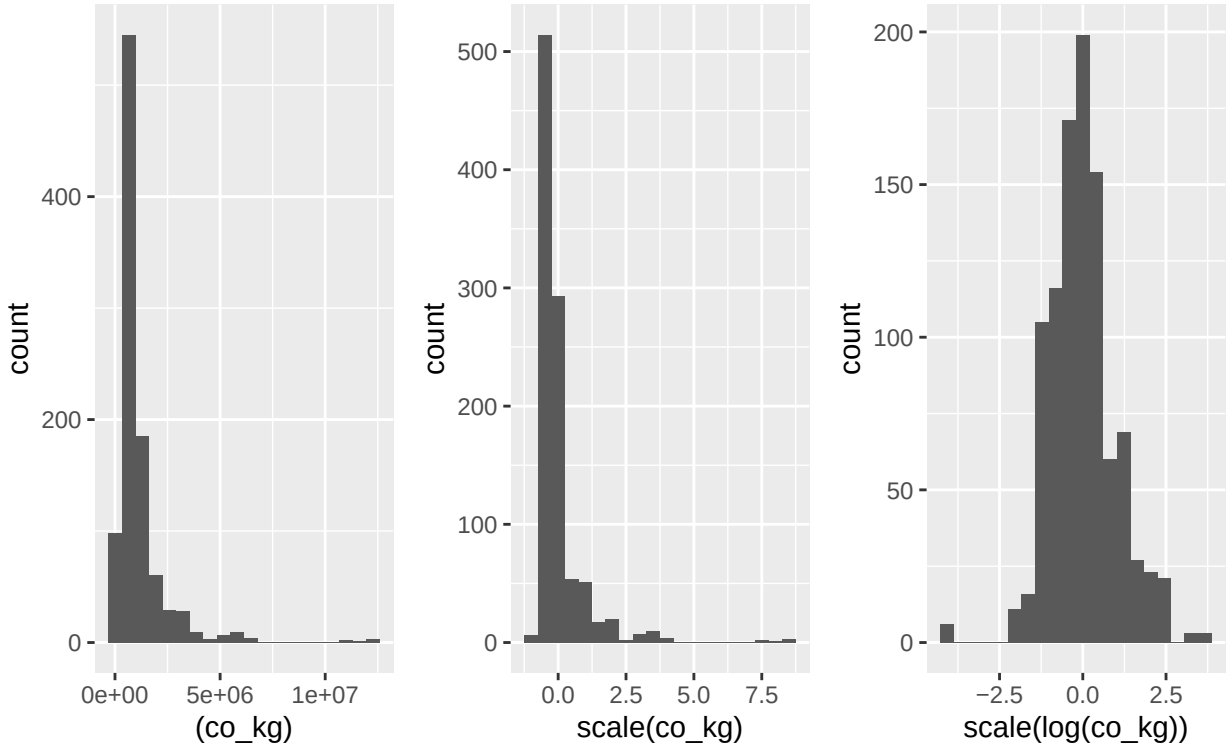
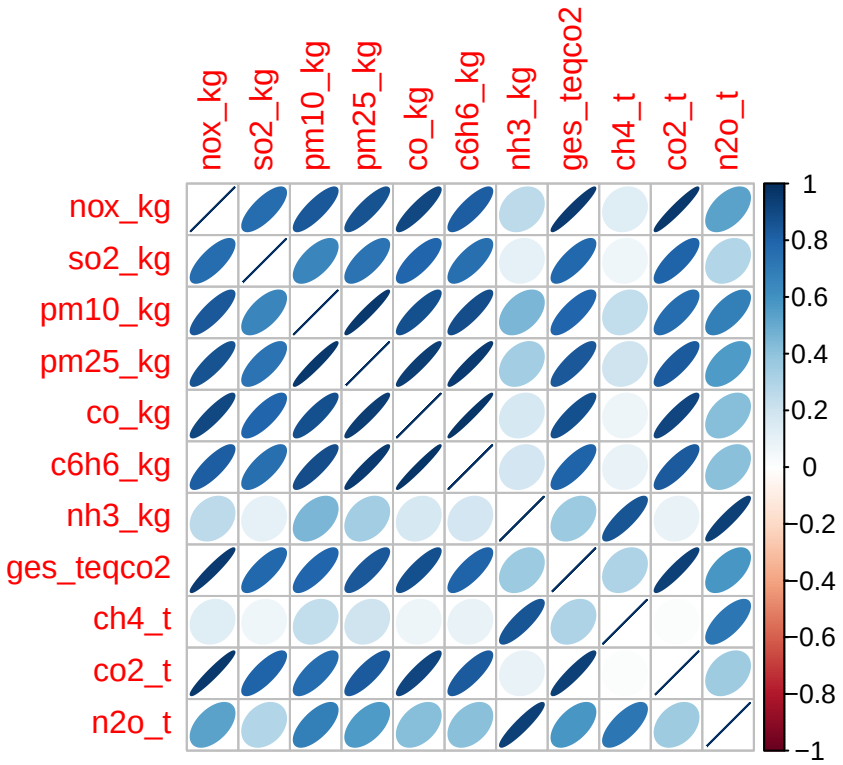


Figure 2: Histogramme de la variable co_kg en brute, scale et scale(log())

On effectue une transformation des données car d'après les boxplots de la figure ?? on remarque une variance énorme de certaines données comme co_kg. En examinant l'histogramme des données quantitatives, on observe une distribution fortement asymétrique. On peut donc appliquer une log-transformation pour normaliser la distribution des données. Certaines variables ont pour unité la tonne et d'autre le kg on peut donc scale les données. On peut visualiser l'interet de ces transformations grâce à la figure ?? avec la varibale co_kg. Par la suite on scale log les données de la manière suivante.

```
data_quant_scaled <- scale(log(data_quant))
data_scaled_df <- as.data.frame(data_quant_scaled)
```

```
mat_cor <- cor(data_scaled_df)
corrplot(mat_cor,method="ellipse")
```



La visualisation de la figure ?? 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.

2.1 Statistiques decriptive des données qualitatives

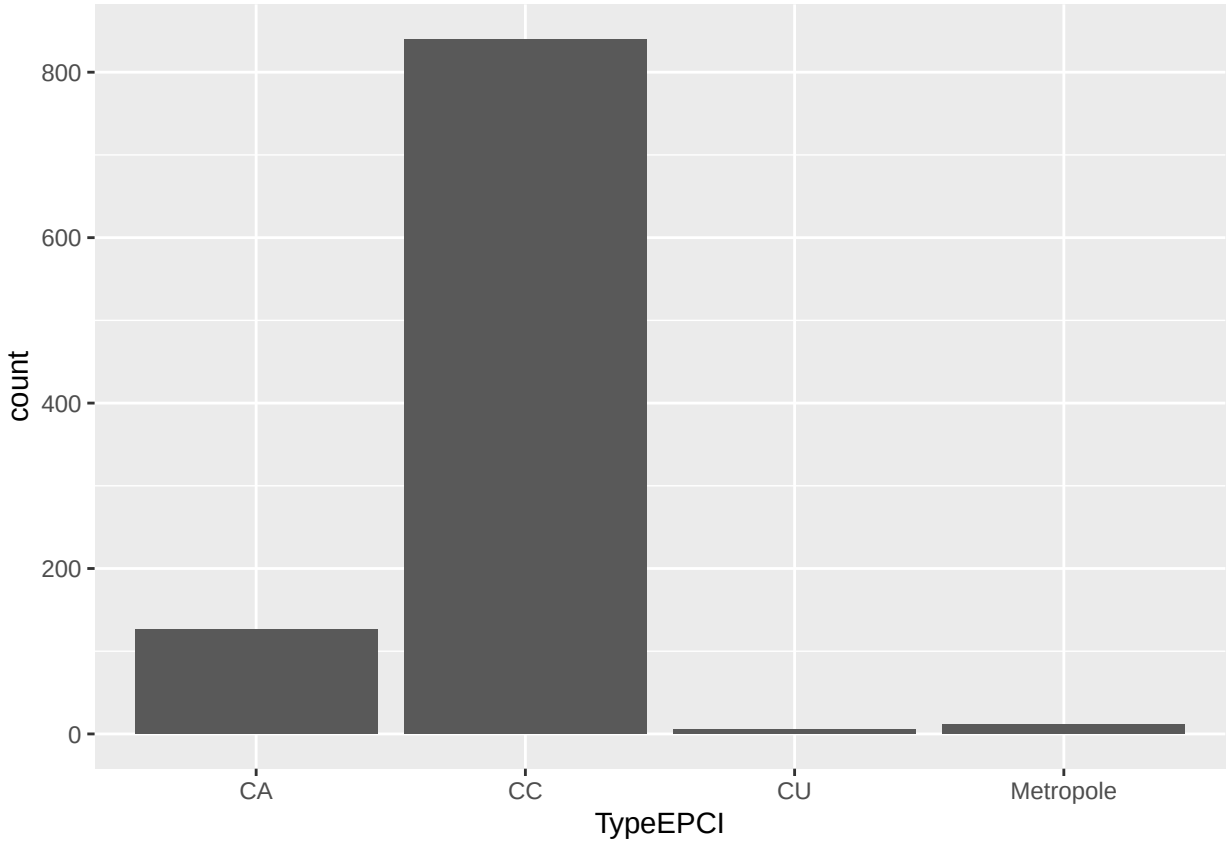
Dans le jeu de données nous avons aussi des variables qualitatives comme le code epci, le lib_epci ou des infos sur les départements.

```
data_quali=Data[,c("code_epci","lib_epci","annee_inv","TypeEPCI","nomdepart")]
table(data_quali[,c("nomdepart")])
```

```
##
##                          Ardèche,Gard                                 Ariège
##                                     6                                    48
##                                 Aude                 Aude,Haute-Garonne,Tarn
##                                    48                                     6
##           Aude,Pyrénées-Orientales                                 Aveyron
##                                     6                                   102
##                       Aveyron,Lot                              Aveyron,Lozère
##                                    12                                     6
##                              Gard                               Gard,Hérault
##                                    78                                     6
##                       Gard,Lozère                              Gard,Vaucluse
##                                     6                                     6
##                              Gers                          Gers,Haute-Garonne
##                                    84                                     6
##                       Gers,Landes  Gers,Lot-et-Garonne,Tarn-et-Garonne
```

```
##                                6                                                6
##                     Haute-Garonne                     Haute-Garonne,Tarn
##                                96                                                6
##                     Hautes-Pyrénées Hautes-Pyrénées,Pyrénées-Atlantiques
##                                48                                               12
##                          Hérault                          Hérault,Tarn
##                                90                                                6
##                               Lot                                          Lozère
##                                48                                               54
##                  Pyrénées-Orientales                                          Tarn
##                                66                                               72
##                     Tarn-et-Garonne                  Tarn,Tarn-et-Garonne
##                                48                                                6
```

```
ggplot(data=data_quali)+geom_bar(aes(x = TypeEPCI))
```



2.2 Analyse des données

2.2.1 PCA

On visualise les individue à partir des émissions de polluants.

2.2.2 Réduction de dimension (MCA)

3 Classification des EPCI

3.1 Clustering

3.2 Analyse discriminante linéaire

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 :

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

```
dlog=data[4:15]
data_quant=scale(log(data[4:14]))
dlog[1:11]=data_quant
dlog=data.frame(dlog,annee_inv=data$annee_inv)

anov2= lm(ges_teqco2 ~TypeEPCI * annee_inv, data=dlog)
summary(anov2)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = ges_teqco2 ~ TypeEPCI * annee_inv, data = dlog)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -4.2367 -0.4233 -0.0383  0.3863  2.8469
##
## Coefficients:
##                               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)                 -18.397236  80.407295  -0.229    0.819
## TypeEPCICC                    4.064479  86.227217   0.047    0.962
## TypeEPCICU                    7.818578 377.143642   0.021    0.983
## TypeEPCIMetropole           -19.949436 272.674402  -0.073    0.942
## annee_inv                     0.009761   0.039875   0.245    0.807
## TypeEPCICC:annee_inv         -0.002779   0.042761  -0.065    0.948
## TypeEPCICU:annee_inv         -0.003354   0.187029  -0.018    0.986
## TypeEPCIMetropole:annee_inv   0.010806   0.135222   0.080    0.936
##
## Residual standard error: 0.7644 on 976 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.4198, Adjusted R-squared:  0.4157
## F-statistic: 100.9 on 7 and 976 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

-> Commentaire sur la valeur de R^2 obtenue.

On essaie de simplifier le modèle en enlevant les interactions.

```
anov_sans_int=lm(ges_teqco2 ~TypeEPCI + annee_inv, data=dlog)
anova(anov_sans_int,anov2)
```

```
## Analysis of Variance Table
##
## Model 1: ges_teqco2 ~ TypeEPCI + annee_inv
## Model 2: ges_teqco2 ~ TypeEPCI * annee_inv
##   Res.Df    RSS Df Sum of Sq      F Pr(>F)
## 1    979 570.31
## 2    976 570.30  3 0.0085333 0.0049 0.9995
```

On obtient une p-value de $1 > 0.05$.
On peut donc enlever les interactions :

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

On essaie de simplifier le modèle en enlevant les variables non significatives.

```
anov_annee=lm(ges_teqco2 ~annee_inv, data=dlog)
anov_type=lm(ges_teqco2 ~TypeEPCI, data=dlog)

anova(anov_annee,anov_sans_int)
```

```
## Analysis of Variance Table
##
## Model 1: ges_teqco2 ~ annee_inv
## Model 2: ges_teqco2 ~ TypeEPCI + annee_inv
##   Res.Df    RSS Df Sum of Sq      F    Pr(>F)
## 1    982 982.84
## 2    979 570.31  3    412.53 236.05 < 2.2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
anova(anov_type,anov_sans_int)
```

```
## Analysis of Variance Table
##
## Model 1: ges_teqco2 ~ TypeEPCI
## Model 2: ges_teqco2 ~ TypeEPCI + annee_inv
##   Res.Df    RSS Df Sum of Sq      F Pr(>F)
## 1    980 570.47
## 2    979 570.31  1   0.16143 0.2771 0.5987
```

Pour le modèle dépendant uniquement du type d'EPCI, on obtient une p-value de $0.6 > 0.05$.
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 non significatives.

```r
anova(lm(ges_teqco2 ~1, data=dlog),anov_type)
```

```
## Analysis of Variance Table
##
## Model 1: ges_teqco2 ~ 1
## Model 2: ges_teqco2 ~ TypeEPCI
##   Res.Df    RSS Df Sum of Sq      F    Pr(>F)
## 1    983 983.00
## 2    980 570.47  3    412.53 236.23 < 2.2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

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 :

```r
anova(anov_type,anov2)
```

```
## Analysis of Variance Table
##
## Model 1: ges_teqco2 ~ TypeEPCI
## Model 2: ges_teqco2 ~ TypeEPCI * annee_inv
##   Res.Df    RSS Df Sum of Sq      F Pr(>F)
## 1    980 570.47
## 2    976 570.30  4   0.16996 0.0727 0.9904
```

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

```r
summary(anov_type)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = ges_teqco2 ~ TypeEPCI, data = dlog)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -4.2233 -0.4145 -0.0369  0.3839  2.8504
##
## Coefficients:
##                   Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)        1.28521    0.06797  18.909  < 2e-16 ***
## TypeEPCICC        -1.53937    0.07289 -21.119  < 2e-16 ***
## TypeEPCICU         1.05473    0.31881   3.308 0.000973 ***
## TypeEPCIMetropole  1.84123    0.23050   7.988 3.83e-15 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.763 on 980 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.4197, Adjusted R-squared:  0.4179
## F-statistic: 236.2 on 3 and 980 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

4.1.2 Régression linéaire

4.1.3 ANCOVA

4.2 Modèle linéaire généralisé

5 Conclusion