

# PRACTICA - 2

FuelData

Martí Antentas Parés

Xavier Vizcaino Gascon

10 de enero, 2023

## Contents

1. Descripció del dataset . . . . .	1
2. Integració i selecció . . . . .	2
3. Neteja de dades . . . . .	5
4. Anàlisi de dades . . . . .	13
5. Resolució del problema . . . . .	19
6. Llicència . . . . .	20
7. Codi . . . . .	20
8. Vídeo . . . . .	20
9. Contribucions . . . . .	21

## 1. Descripció del dataset

Per a la realització d'aquesta segona pràctica s'utilitza el *dataset* generat a la primera pràctica, i es combina amb altres *datasets* d'interès, per a realitzar un anàlisi més profund.

Com a recordatori; el conjunt de dades extret en la PRACTICA\_1 conté la informació (general i de preu) de totes les estacions de servei d'Espanya obtinguda en cinc dies consecutius, del 14/11/2022 al 18/11/2022 ambdós inclosos. Per a cada execució de *web scraping* (diària), es van extreure les dades de totes les estacions de servei a totes les províncies d'Espanya i per a tots els tipus de carburants disponibles en la pàgina.

NOTA : Per a la correcta execució del *script* és imprescindible definir la ruta on es troba l'arxiu **Practica\_2.Rmd** com a *working directory*.

L'anàlisi de dades posterior ha de permetre donar respostes a preguntes com ara:

- Les dades d'estudi es poden aplicar a tota la geografia espanyola?
- Hi ha zones amb preus marcadament diferents de la resta?
- La mitjana dels preus dels combustibles són diferents entre Barcelona i Madrid?
- La mitjana dels preus dels combustibles és diferent en les ciutats petites, mitjanes i grans?
- Existeix correlació entre els preus del combustible i el nombre d'habitants d'un municipi?
- El nombre de benzineres en un municipi influeix en els preus del combustible?

A continuació es procedeix a la lectura de l'arxiu de dades amb opcions, escollint el separador i el tipus de codificació i a fer un primer sumari de les dades.

```
#Importar arxiu
fueldata <- read.csv(file.path(datadir, "FuelScraper", "dataset.csv"),
                     encoding="UTF-8", sep=";")
#Visualitzar summary de dades
summary(fueldata)
```

```
## Capture_date      Capture_time      Province      City
## Length:195357     Length:195357     Length:195357 Length:195357
## Class :character   Class :character   Class :character Class :character
## Mode :character    Mode :character    Mode :character  Mode :character
##
##
##
## Address           Road_side      Update_date      Price
## Length:195357     Length:195357     Length:195357     Min. :0.768
## Class :character   Class :character   Class :character   1st Qu.:1.779
## Mode :character    Mode :character    Mode :character    Median :1.879
##                                     Mean :1.836
##                                     3rd Qu.:1.959
##                                     Max. :3.700
##
## Brand             Sale_1           Sale_2           Fuel_type
## Length:195357     Length:195357     Length:195357     Length:195357
## Class :character   Class :character   Class :character   Class :character
## Mode :character    Mode :character    Mode :character    Mode :character
##
##
##
```

Aquest primer anàlisi del *dataset* indica que pot ser interessant canviar algunes dades a tipus factor, així com canviar el format de les variables temporals.

```
#Vector de variables a modificar
t_vector<-c("Province", "Road_side", "Sale_1", "Sale_2", "Fuel_type")

#Loop
for (i in t_vector){
  #Canvi de tipus a factor
  fueldata[,i]<-as.factor(fueldata[,i])
}

#Canvis en variables temporals
fueldata$Capture_date<-as.Date(fueldata$Capture_date, format = "%Y/%m/%d")
fueldata$Update_date<-as.Date(fueldata$Update_date, format = "%d/%m/%Y")
fueldata$Capture_time<-lubridate::hms(fueldata$Capture_time)
```

Com a darrer pas en el procés de càrrega del *dataset* original es generen variables de *backup* per a *Province* i *City* ja que aquestes posteriorment s'hauran de modificar a través de processos de normalització de noms per tal de fer-les compatibles amb les dades dels altres *datasets* que es volen integrar.

```
#Creació de variables de backup
fueldata$bckup.Province<-fueldata$Province
fueldata$bckup.City<-fueldata$City
```

## 2. Integració i selecció

Amb l'objectiu d'obtenir un *dataset* amb més informació que permeti generar més valor, es llegeix un arxiu addicional amb el cens de població per municipis. Aquesta informació s'extreu de l'Institut Nacional d'Estadística (INE). En aquest cas, la lectura es realitza amb les mateixes opcions.

```
#Importar arxiu
pobdata <- read.csv(file.path(datadir, "pobmun", "pobmun22.csv"),
                    encoding="UTF-8", sep=";")
```

Es canvien els noms de les variables i es transformen les dades a majúscules per habilitar posteriors comparacions entre els dos *datasets*.

```
#Canvis de noms
names(pobdata)[names(pobdata) == "PROVINCIA"] <- "Province"
names(pobdata)[names(pobdata) == "NOMBRE"] <- "City"
names(pobdata)[names(pobdata) == "CPRO"] <- "P_code"
names(pobdata)[names(pobdata) == "CMUN"] <- "C_code"
names(pobdata)[names(pobdata) == "POB22"] <- "Population"
names(pobdata)[names(pobdata) == "HOMBRES"] <- "P_Male"
names(pobdata)[names(pobdata) == "MUJERES"] <- "P_Female"
```

```
#Transformació a majúscules
pobdata$Province<-toupper(pobdata$Province)
pobdata$City<-toupper(pobdata$City)
```

També, es normalitzen les paraules en les variables *Province* i *City* dels dos *datasets*, eliminant accents i caràcters especials com la ñ. Per fer-ho es canvia el tipus de dades d'aquestes variables de UTF-8 a ASCII.

```
#Conversió de codificació per a normalització de caracters
fueldata$Province<-iconv(fueldata$Province, from = 'UTF-8', to = 'ASCII//TRANSLIT')
fueldata$City<-iconv(fueldata$City, from = 'UTF-8', to = 'ASCII//TRANSLIT')
pobdata$Province<-iconv(pobdata$Province, from = 'UTF-8', to = 'ASCII//TRANSLIT')
pobdata$City<-iconv(pobdata$City, from = 'UTF-8', to = 'ASCII//TRANSLIT')
```

Es canvia la denominació de 3 províncies per tal de fer la informació compatible entre els *datasets* de preus de combustibles i de població per municipis.

```
#Canvis específics en variable província
fueldata[fueldata$Province=="ALICANTE","Province"]<-"ALICANTE/ALACANT"
fueldata[fueldata$Province=="VALENCIA / VALENCIA","Province"]<-"VALENCIA/VALENCIA"
fueldata[fueldata$Province=="CASTELLON / CASTELLO","Province"]<-"CASTELLON/CASTELLO"
```

A continuació es modifica l'ús d'articles en els camps *Province* i *City* utilitzant RegEx, també buscant la compatibilitat entre *datasets*.

```
#Canvis en l'ús d'articles a través de RegEx
fueldata$Province<-sub("(\\w+) \\((\\w+)\\)", "\\1, \\2", fueldata$Province, fixed=FALSE)
fueldata$City<-sub("(\\w| )+ \\((\\w|')+)", "\\1, \\3", fueldata$City, fixed=FALSE)
```

També es realitzen tot un seguit de canvis individuals (que no es mostren en la memòria, però si en el codi), per tal de maximitzar la informació disponible en el *dataset* resultant.

S'integren els dos *datasets* amb l'objectiu d'obtenir un únic *dataset* resultant que contingui tota la informació combinada. Aquesta integració es realitza de manera completa (`all = TRUE`), per tal de garantir que les dades que no tenen una parella en l'altre *dataset* es mantenen afegint *NA* en la informació.

```
#Combinació de datasets
total<-merge(fueldata, pobdata, by=c("Province", "City"), all = TRUE)
```

De manera adicional a les tasques d'integració s'analitza la variable *Brand* específicament, convertint-la en factor i obtenint les 10 marques amb més representació.

```
#Obtenció de marques mes rellevants
total$Brand.factor<-as.factor(total$Brand)
Brands<-as.data.frame(head(summary(total$Brand.factor),10))
names(Brands)[1]<-"Stations"
kable(Brands)
```

	Stations
REPSOL	57624
CEPSA	26791
GALP	9540
SHELL	7093
BP	4059
PETRONOR	3541
AVIA	2778
CARREFOUR	2635
BALLENOIL	2189
CAMPSA	1511

Un cop obtingudes les 10 marques amb més representació s'analitzen tots els registres per tal de normalitzar el camp marca. Es defineix com a “*OTROS*” la variable Brand d'aquelles estacions de servei que no són d'una marca de les 10 més representatives.

```
#Noms de les 10 marques més representatives
Brand.names<-row.names(Brands)
total$Brand.factor<-as.character(total$Brand.factor)

#Iteració en les 10 marques, normalitzant nom de la marca si el conté en el string
for (brand in Brand.names){
  total$Brand.factor<-if_else(grepl(brand, total$Brand.factor),
                              brand, total$Brand.factor)
}

#Assignació de camp "OTROS"
total$Brand.factor<-if_else(total$Brand.factor %in% Brand.names,
                             total$Brand.factor, "OTROS")
total$Brand.factor<-as.factor(total$Brand.factor)
```

Finalment, i per acabar amb les tasques de selecció es seleccionen les dades:

- del dia 16 de Novembre
- els combustibles
  - *Gasóleo A habitual*
  - *Gasolina 95 E5*

```
#Selecció de dades
data<-total[total$Capture_date == as.Date("2022/11/16", format ="%Y/%m/%d"),]
data<-data[data$Fuel_type == "Gasóleo A habitual" | data$Fuel_type == "Gasolina 95 E5",]
```

### 3. Neteja de dades

#### Zeros i elements buits

Com a primer pas en la neteja de dades, es procedeix a eliminar tots aquells registres del *dataset* resultant on el camp *Capture\_date* sigui *NA*. Aquests seran municipis que apareixen en el cens de població, però no tenen benzina. Han aparegut en el *dataset* quan s'ha realitzat l'operació de combinació plena o *FULL JOIN* en el pas anterior.

```
#Neteja de NAs
```

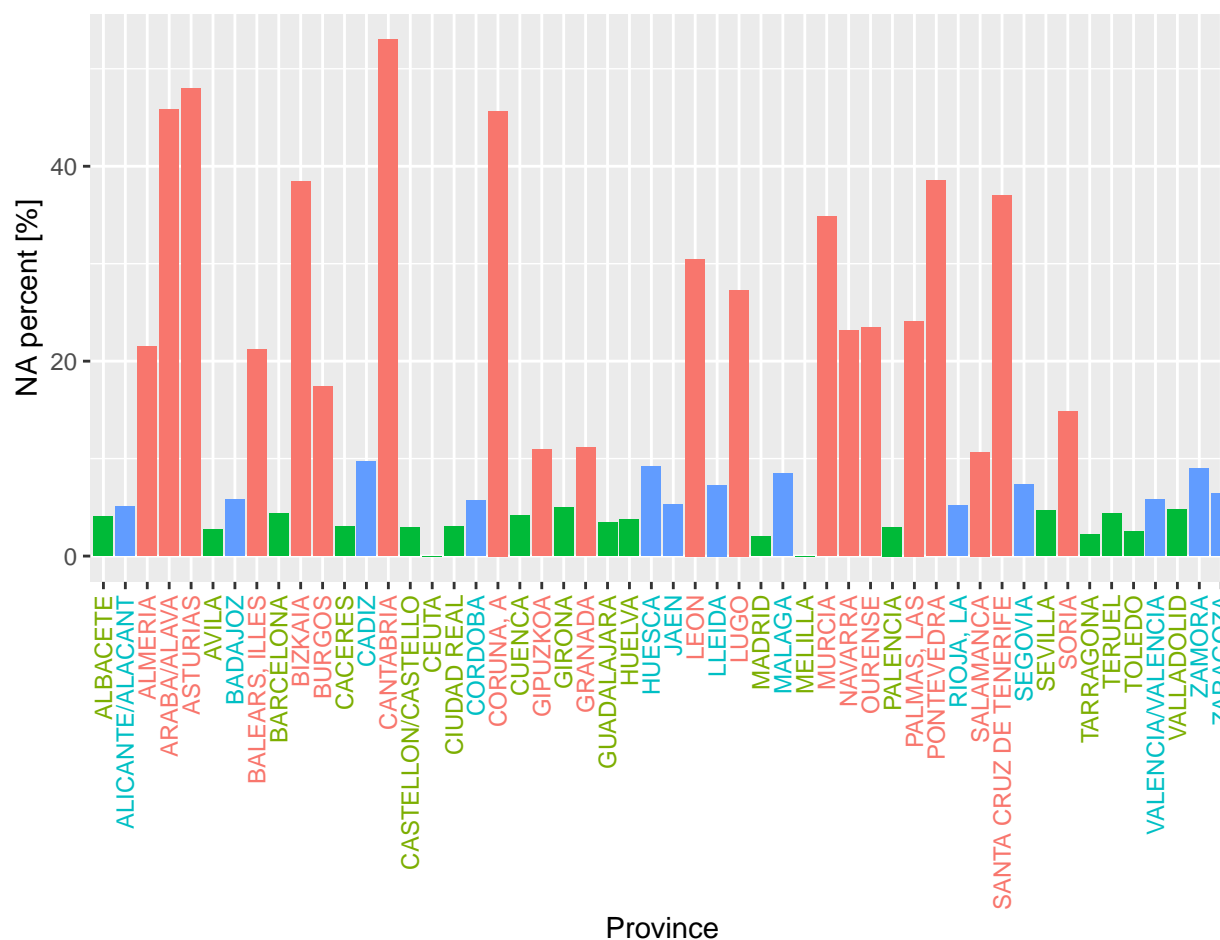
```
data<-data[!is.na(data$Capture_date),]
```

NOTA: Aquest pas seria prescindible si en el moment de realitzar l'operació *merge* anterior haguessin realitzat una *LEFT JOIN* amb les opcions **all.x = TRUE**, **all.y = FALSE**, enlloc del **all = TRUE** utilitzat.

Actualment el *dataset* conté 21329 registres, dels quals 2840 són registres dels quals no se'n coneix el cens. Això representa un 13% del total de registres.

Quan es procedeix a realitzar aquest mateix estudi per a cada una de les províncies amb l'objectiu d'identificar aquelles que tinguin una representació més pobre s'obté el següent gràfic en el que es marquen:

- en verd, aquelles províncies amb un percentatge de NA inferior a 5%
- en blau les províncies amb un percentatge entre 5 i 10%
- en vermell aquelles províncies amb un percentatge de NA superior al 10%

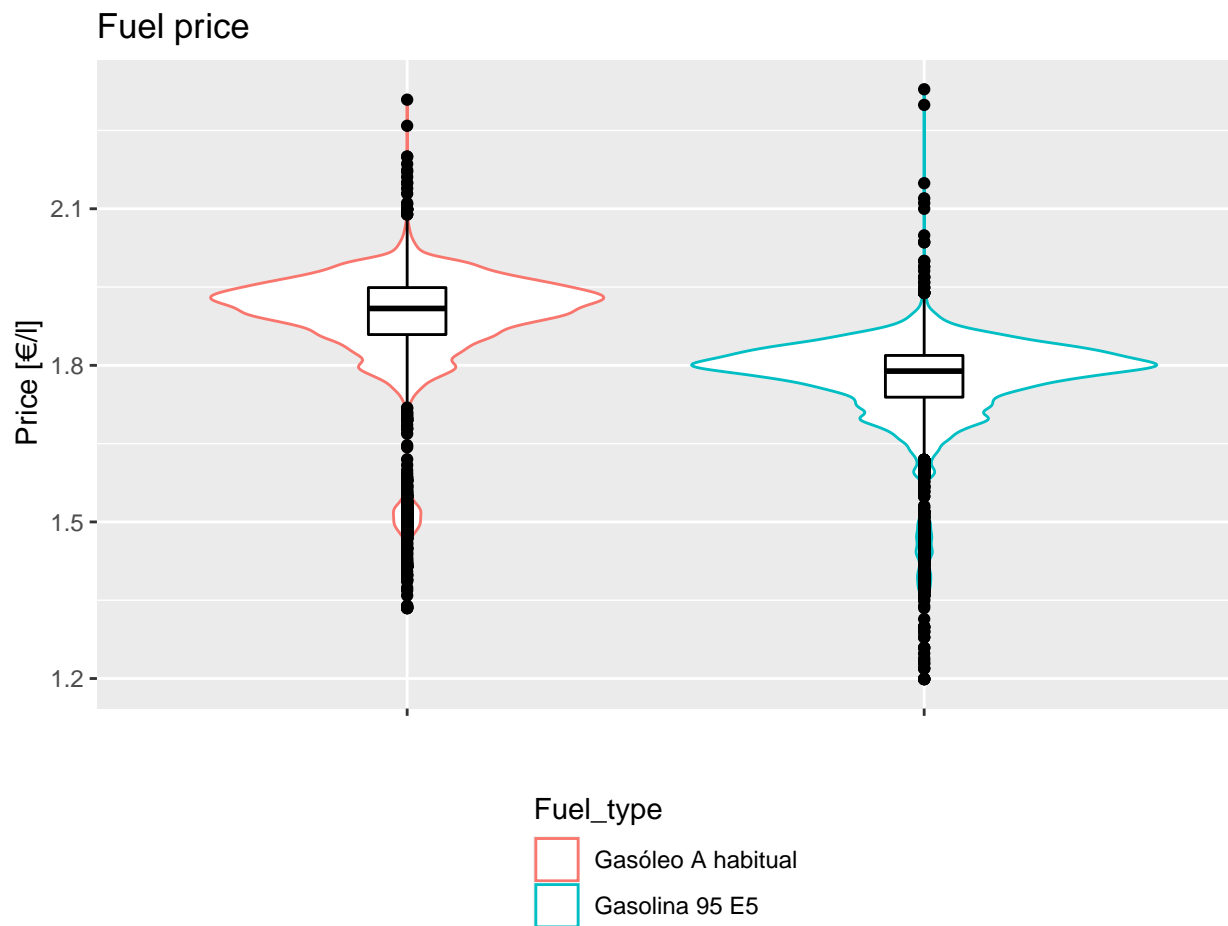


Conseqüentment, per a estudis que no considerin dades de cens per municipis, es pot utilitzar el *dataset* complet ja que aquest prové de l'operació de *scraping* i no conté zeros o valors nuls. Tanmateix, quan l'objectiu de l'estudi requereixi considerar informació del cens; per raons de representativitat, es recomana limitar l'estudi a les províncies anteriorment identificades en verd i en blau.

```
#Agrupament de províncies segons NAs percent  
green_province<-DT[DT$Population<5,1]  
blue_province<-DT[DT$Population>=5 & DT$Population<10,1]
```

### Valors extrems

Per tal d'identificar els valors extrems es genera un *violin plot* amb un *boxplot* al interior per cada tipus de combustible. Aquest tipus de gràfic ampliat ens permet, per una banda analitzar els *outliers* a través de la visualització *boxplot*, alhora que ens permet conèixer la distribució de la població a través de la visualització *violin*. Així doncs permet, d'un cop de vista, veure si la informació aporta el *boxplot* es consistent amb la distribució de les dades.



Observant l'existència de valors extrems s'aprofundeix en l'anàlisi, inicialment obtenint els valors característics del boxplot per a cada un dels combustibles seleccionats i graficats.

	Min	Q1	Med	Q3	Max
Gasóleo A habitual	1.727	1.859	1.909	1.949	2.079
Gasolina 95 E5	1.622	1.739	1.789	1.819	1.933

S'observa que la diferència de preus entre les medianes de la població *Gasóleo A habitual* i *Gasolina 95 E5* és de 0.12€/l, sent el combustible *Gasóleo A habitual* el més car.

### Valors extrems superiors

S'obtenen els registres que son valors extrems superiors tant pel cas del combustible *Gasóleo A habitual* com pel *Gasolina 95 E5*.

```
#Valors extrems superiors Gasóleo A habitual
st<-boxplot.stats(data[data$Fuel_type=="Gasóleo A habitual","Price"])
DiesUP<-data[data$Fuel_type=="Gasóleo A habitual" & data$Price>st$stats[5],] %>%
  group_by(Province, Brand) %>%
  as.data.frame()

#Valors extrems superiors Gasolina 95 E5
st<-boxplot.stats(data[data$Fuel_type=="Gasolina 95 E5","Price"])
GasUP<-data[data$Fuel_type=="Gasolina 95 E5" & data$Price>st$stats[5],] %>%
  group_by(Province, Brand) %>%
  as.data.frame()
```

Combinant la informació anterior, s'obté les dades de les estacions de servei on els dos combustibles es consideren *outliers*. Fet que indica que la estació de servei en general té uns preus més cars que la mitjana.

```
#Combinació de valors extrems
UPs<-merge(DiesUP, GasUP, by=c("Province", "City", "Capture_date", "Address", "Brand"),
  all = FALSE)

#Ordenar valors
UPs<-UPs[c("Province", "City", "Address", "Brand", "Fuel_type.x", "Price.x",
  "Fuel_type.y", "Price.y")] %>%
  arrange(Province, City, Brand, Address)
```

Finalment es comprova quines estacions de servei (de les marcades com a cares) no mantenen la diferència de medianes de preus de combustibles obtinguda anteriorment. Per tal de ser una mica més flexibles, es considerarà com a límit el 80% de la diferència anterior. Per tant es seleccionen els registres on la diferència de preu entre els dos combustibles sigui inferior a 0.1€/l.

Els registres d'aquestes estacions de servei s'eliminen de l'estudi per a ser *outliers* i no mostrar prou consistència en els seus valors, que permetin garantir que els preus no continguin errades.

```
#Comprovació incositència
UPs<-UPs[UPs$Price.x-UPs$Price.y < round(0.8*(stt[1,3]-stt[2,3]),2),]

#Extreure dades inconsistents
data<-anti_join(data,UPs, by=c("Province", "City", "Address", "Brand"))
```

NOTA: L'estudi d'*outliers* en l'extrem superior es podria allargar força més considerant la consistència de registres en l'horitzó temporal, considerant la consistència de registres d'una mateixa marca en una zona pròxima ...

### Valors extrems inferiors

Observant el *violin plot* anterior per al combustible *Gasóleo A habitual*, crida l'atenció la concentració de mostres al voltant del preu 1.5€/l, import que es considera "extrem". Així doncs, es seleccionen els valors en aquest rang per estudiar-los amb més profunditat, obtenint el nombre de registres d'aquestes característiques per província.

```
#Selecció de registres en la zona objectiu i summarització
DiesConc<-data[data$Fuel_type == "Gasóleo A habitual" &
               1.55 < data$Price &
               data$Price < 1.45, ] %>%
  group_by(Province) %>%
  summarise(n=n()) %>%
  as.data.frame()
kable(DiesConc)
```

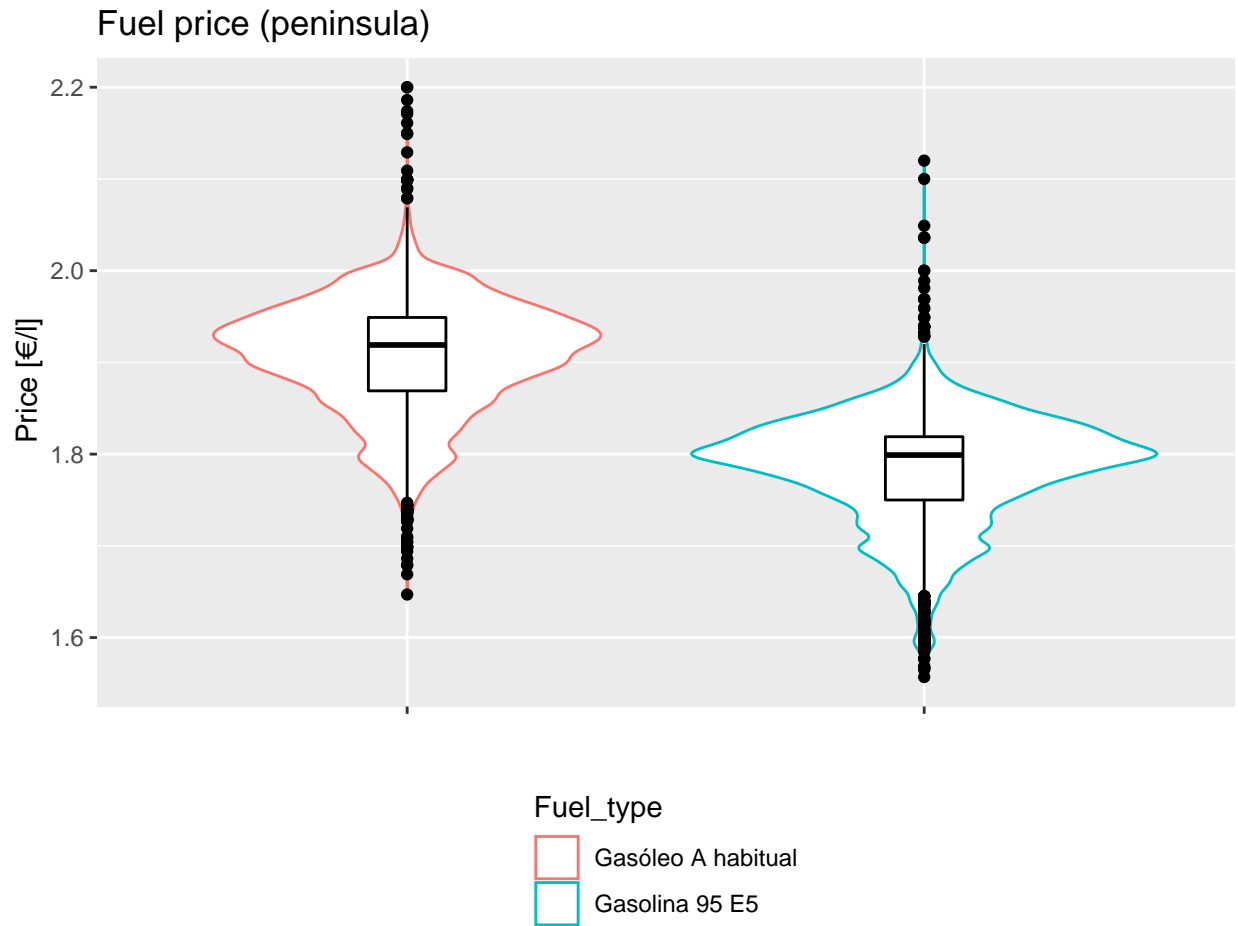
Province	n
CEUTA	9
MELILLA	1
PALMAS, LAS	185
SANTA CRUZ DE TENERIFE	167

On s'observa que els registres obtinguts pertanyen tots a províncies amb tipus impositius especials. Això indica, que per tal de fer un estudi coherent del preu dels combustibles s'hauran de considerar els registres de les estacions de servei peninsulars de manera separada dels registres insulars i de ciutats autònomes.

```
#Selecció dades peninsulars
non_peninsula=c("CEUTA", "MELILLA", "PALMAS, LAS", "SANTA CRUZ DE TENERIFE")
data.peninsula<-data[!(data$Province %in% non_peninsula), ]
```

Graficant les dades peninsulars (un cop extretes les dades de les ciutats autònomes de Ceuta i Melilla, així com les dades de les províncies de les illes canàries) s'observa una clara reducció en el nombre de valors extrems.





Per finalitzar l'anàlisi dels valors extrems inferiors, es procedeix d'acord al mètode de selecció utilitzat prèviament en els valors extrems superiors. Així doncs, s'obtenen els registres que són valors extrems inferiors tant pel cas del combustible *Gasóleo A habitual* com pel *Gasolina 95 E5*.

```
#Valors extrems superiors Gasóleo A habitual
st<-boxplot.stats(data.peninsula[data.peninsula$Fuel_type=="Gasóleo A habitual","Price"])
DiesLow<-data.peninsula[data.peninsula$Fuel_type == "Gasóleo A habitual" &
                        data.peninsula$Price<st$stats[1],] %>%
  group_by(Province, Brand) %>%
  as.data.frame()

#Valors extrems superiors Gasolina 95 E5
st<-boxplot.stats(data.peninsula[data.peninsula$Fuel_type=="Gasolina 95 E5","Price"])
GasLow<-data.peninsula[data.peninsula$Fuel_type == "Gasolina 95 E5" &
                      data.peninsula$Price<st$stats[1],] %>%
  group_by(Province, Brand) %>%
  as.data.frame()
```

En aquest cas, es vol saber si els registres seleccionats com a valors extrems provenen d'estacions de servei d'una marca entre les 10 més representatives o formen part del grup "OTROS" que inclou estacions de servei de baix cost.

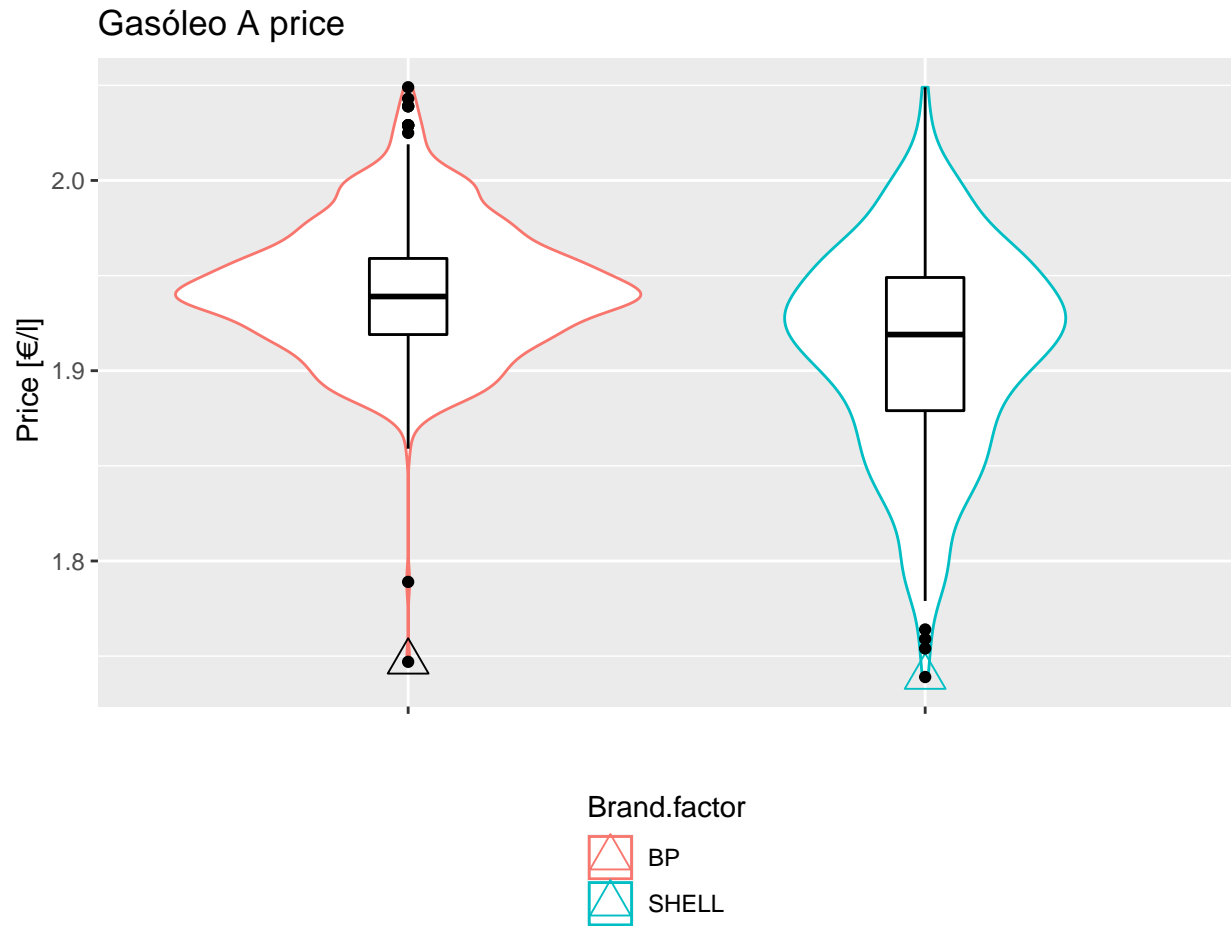
```
#Anàlisis de les marques dels valors extrems inferiors
st_D<-summary(DiesLow$Brand.factor)
st_G<-summary(GasLow$Brand.factor)
stt<-rbind(st_D,st_G)
rownames(stt)<-c("Gasóleo A habitual","Gasolina 95 E5")
kable(t(stt))
```

	Gasóleo A habitual	Gasolina 95 E5
AVIA	0	0
BALLENOIL	5	18
BP	1	0
CAMPSA	0	1
CARREFOUR	0	0
CEPSA	0	1
GALP	0	2
OTROS	49	215
PETRONOR	0	0
REPSOL	0	0
SHELL	1	4

En vista dels resultats, i buscant elements erronis o poc coherents, interessa analitzar amb més detall els registres d'estacions de servei **no** *lowcost* amb algun registre per tractar-se de registres candidats a erronis.

```
#Anàlisis pel combustible Gasóleo A habitual
D_1<-DiesLow[DiesLow$Brand.factor=="BP",]
D_2<-DiesLow[DiesLow$Brand.factor=="SHELL",]
Diesel<-data.peninsula[data.peninsula$Fuel_type=="Gasóleo A habitual" &
  (data.peninsula$Brand.factor=="BP" |
    data.peninsula$Brand.factor=="SHELL"),]
```

Graficant la distribució de la variable price, es considera el valor extrem de la marca **BP** (marcat amb un triangle negre en el gràfic) poc consistent i per tant erroni, mentre que pel valor extrem de la marca **SHELL** es considera que no hi ha prou evidència per a decidir si el valor es erroni i per tant es manté (marcat amb un triangle del mateix color que el gràfic).

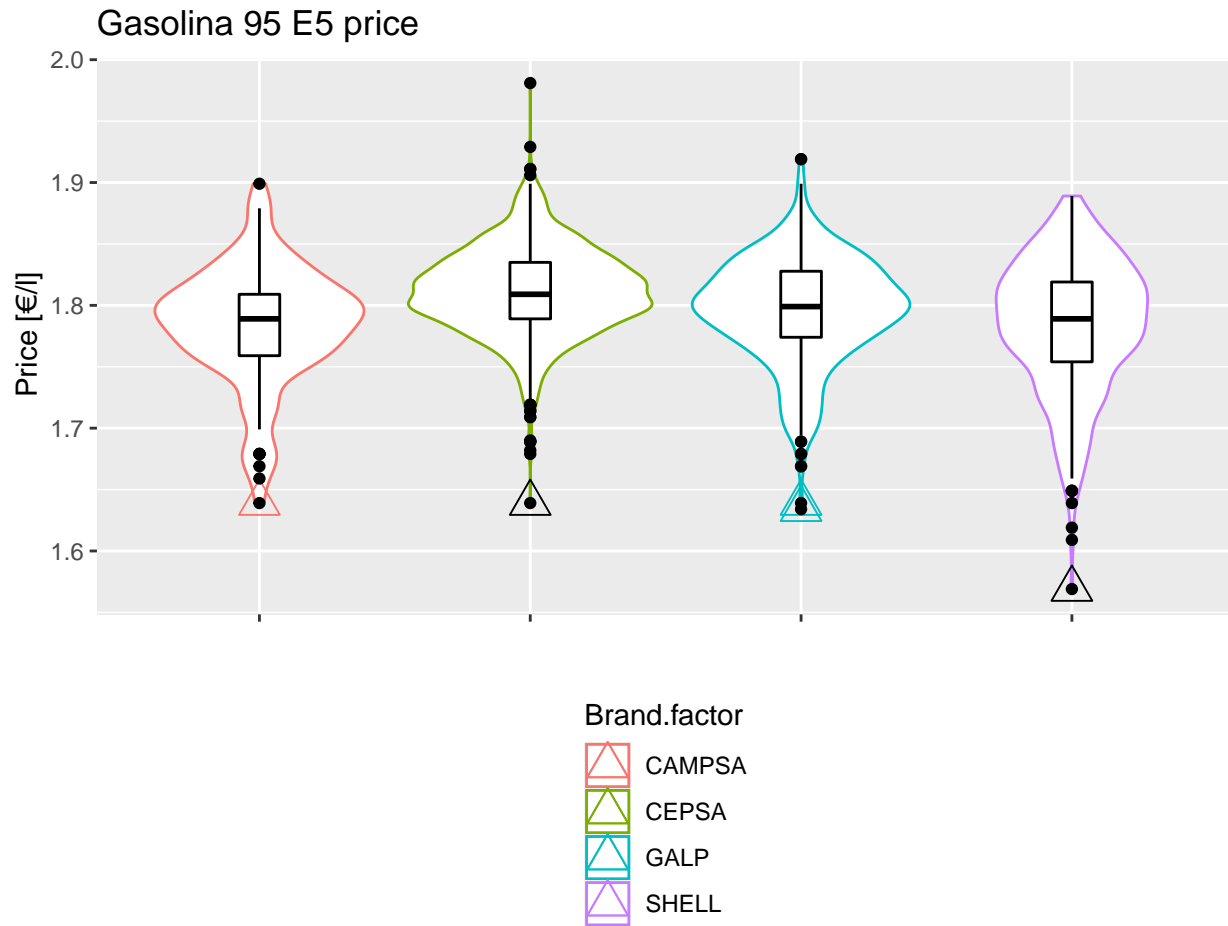


El registre es guarda per a una posterior extracció.

```
#Element poc consistent a extreure
to_remove_1<-DiesLow[DiesLow$Brand.factor=="BP",]
```

Es continua amb l'estudi pel combustible Gasolina 95 E5

```
#Anàlisis pel combustible Gasolina 95 E5
G_1<-GasLow[GasLow$Brand.factor=="CAMPESA",]
G_2<-GasLow[GasLow$Brand.factor=="CEPSA",]
G_3<-GasLow[GasLow$Brand.factor=="GALP",]
G_4<-GasLow[GasLow$Brand.factor=="SHELL",]
G_4_min<-G_4[which.min(G_4$Price),]
Gasolina<-data.peninsula[data.peninsula$Fuel_type=="Gasolina 95 E5" &
  (data.peninsula$Brand.factor=="CAMPESA" |
   data.peninsula$Brand.factor=="CEPSA" |
   data.peninsula$Brand.factor=="GALP" |
   data.peninsula$Brand.factor=="SHELL"),]
```



A la vista dels resultats, es consideren valors poc consistents:

- Valor extrem inferior per la marca **CEPSA** (marcat amb un triangle negre).
- Valor extrem mínim per la marca **SHELL** (marcat amb un triangle negre).

I es procedeix a eliminar els valors que es consideren poc consistents.

```
#Elements poc consistents
to_remove_2<-GasLow[GasLow$Brand.factor=="CEPSA",]
to_remove_3<-GasLow[GasLow$Brand.factor=="SHELL",]
to_remove_3<-to_remove_3[which.min(to_remove_3$Price),]

#Combinació d'elements
to_remove<-rbind(to_remove_1, to_remove_2, to_remove_3)

#Extracció
data.peninsula<-anti_join(data.peninsula,to_remove,
                           by=c("Province", "City", "Address", "Brand", "Fuel_type"))
```

Finalment es genera l'arxiu *clean\_dataset.csv* que conté les dades finals, posteriors a la integració, selecció i neteja de dades.

```
#Exportar a csv
exp_folder<-file.path(datadir, "FuelData")
if (!dir.exists(exp_folder)){
  dir.create(exp_folder)
}
exp_file<-file.path(exp_folder, "clean_dataset.csv")
write.csv2(data.peninsula, file = exp_file, row.names = TRUE)
```

## 4. Anàlisi de dades

```
total<-data.peninsula
summary(total$Price)
```

```
##      Min. 1st Qu.  Median    Mean 3rd Qu.    Max.
##  1.557   1.789   1.839   1.847   1.919   2.200
```

### No hauriem de fer primer els tests de normalitat i de homoscedasticitat?? <-XAVI

En primer lloc, fem un test per comprovar la diferència de mitjanes entre les ciutats de Barcelona i Madrid. Apliquem un filtre utilitzant la funció `filter()` per seleccionar únicament les ciutats que ens interessin. Seleccionem en primer lloc el carburant Gasoil i, seguidament, seleccionem Gasolina. D'aquesta manera veurem si hi ha diferències entre les ciutats per cada tipus de carburant.

```
capital_filter <- total %>%
  filter(Fuel_type == "Gasóleo A habitual" & (City == "BARCELONA" | City == "MADRID"))

t.test(Price ~ City, data = capital_filter)
```

```
##
##  Welch Two Sample t-test
##
## data:  Price by City
## t = -2.8273, df = 154.8, p-value = 0.005315
## alternative hypothesis: true difference in means between group BARCELONA and group MADRID is not equal to 0
## 95 percent confidence interval:
##  -0.030083327 -0.005335985
## sample estimates:
## mean in group BARCELONA    mean in group MADRID
##           1.906286           1.923995
```

```
capital_filter2 <- total %>%
  filter(Fuel_type == "Gasolina 95 E5" & (City == "BARCELONA" | City == "MADRID"))

t.test(Price ~ City, data = capital_filter2)
```

```
##
##  Welch Two Sample t-test
##
## data:  Price by City
## t = 2.7598, df = 149.49, p-value = 0.006507
## alternative hypothesis: true difference in means between group BARCELONA and group MADRID is not equal to 0
## 95 percent confidence interval:
```

```
## 0.006163916 0.037239523
## sample estimates:
## mean in group BARCELONA    mean in group MADRID
##           1.818845           1.797144
```

Pels dos tests el p-value és inferior a alfa, fet que fa que rebutgem la hipòtesi nul·la. Per tant, arribem a la conclusió que les diferències de preu entre les dues capitals són significatives tant per la gasolina com pel gasoil.

A continuació fem un test ANOVA per veure si hi ha diferències significatives entre la mitjana de preus dels dos combustibles en funció del nombre d'habitants del municipi.

```
pop_filter <- total %>%
  filter(Fuel_type == "Gasóleo A habitual") %>%
  mutate(Pop_size = ifelse(Population < 10000, "S",
                           ifelse(Population > 100000, "L", "M")))
pop_size_test <- aov(Price ~ Pop_size, data = pop_filter)
summary(pop_size_test)
```

```
##              Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## Pop_size      2   0.41  0.20669   58.06 <2e-16 ***
## Residuals  9061  32.26  0.00356
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## 1308 observations deleted due to missingness
```

Com veiem, el p-valor és més petit que 0,05 i ens porta a  $H_0$ . Arribem a la conclusió que les diferències entre mitjanes són significatives.

```
TukeyHSD(pop_size_test)
```

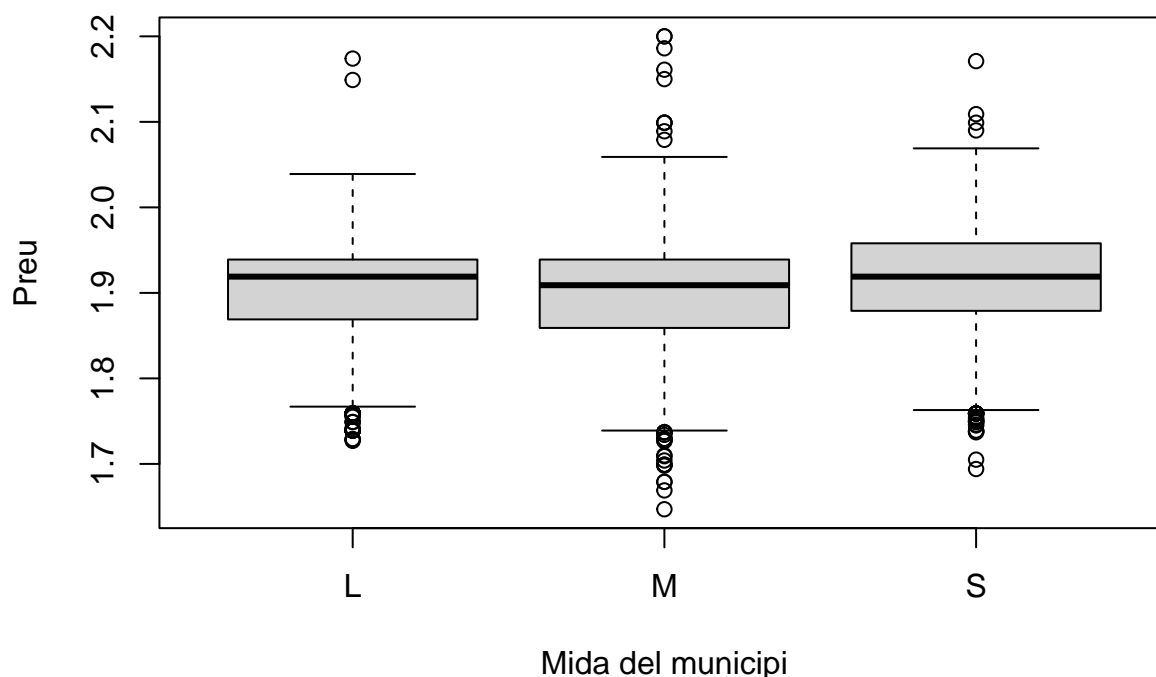
```
## Tukey multiple comparisons of means
## 95% family-wise confidence level
##
## Fit: aov(formula = Price ~ Pop_size, data = pop_filter)
##
## $Pop_size
##          diff          lwr          upr      p adj
## M-L -0.003287284 -0.007297198 0.000722631 0.1326108
## S-L  0.011425009  0.007363463 0.015486555 0.0000000
## S-M  0.014712293  0.011428954 0.017995631 0.0000000
```

El resultat del test de Tukey mostra que les mitjanes són diferents, ja que el p-value és inferior al nivell de significació, i  $H_0$ .

A continuació es mostra el BoxPlot pel preu del gasoil gasolina en funció de la dimensió del municipi.

```
boxplot(Price ~ Pop_size, data = pop_filter, main = "BoxPlot Gasoil",
        xlab = "Mida del municipi", ylab = "Preu")
```

## BoxPlot Gasoil



Tornem a repetir el mateix procediment, però pel cas de la gasolina 95.

```
pop_filter_fuel <- total %>%
  filter(Fuel_type == "Gasolina 95 E5") %>%
  mutate(Pop_size = ifelse(Population < 10000, "S",
                           ifelse(Population > 100000, "L", "M")))
pop_size_test_fuel <- aov(Price ~ Pop_size, data = pop_filter_fuel)
summary(pop_size_test_fuel)
```

```
##              Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## Pop_size      2  0.261  0.13048   37.34 <2e-16 ***
## Residuals 8738 30.536  0.00349
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## 1249 observations deleted due to missingness
```

A continuació repetim el test de Tukey, tal com hem fet pel cas del gasoil.

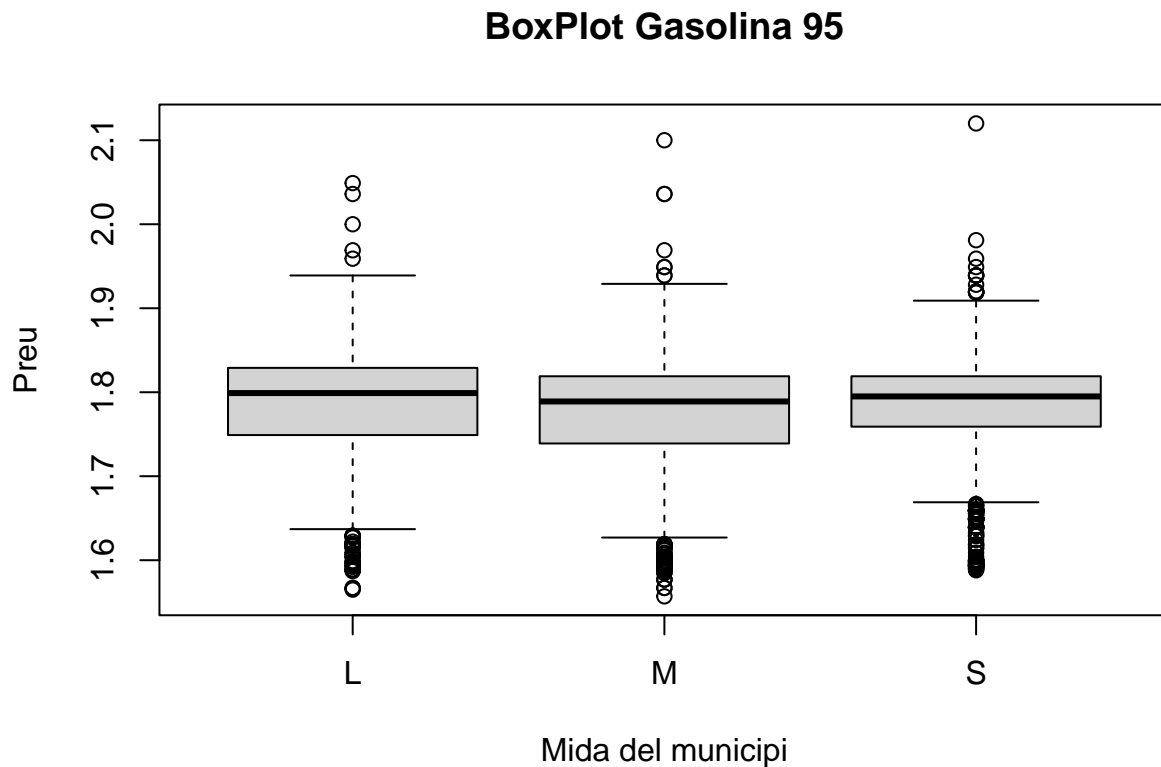
```
TukeyHSD(pop_size_test_fuel)
```

```
## Tukey multiple comparisons of means
## 95% family-wise confidence level
##
## Fit: aov(formula = Price ~ Pop_size, data = pop_filter_fuel)
##
## $Pop_size
##          diff          lwr          upr      p adj
## M-L -0.009756182 -0.013767491 -0.005744873 0.0000000
## S-L  0.001900579 -0.002171768  0.005972926 0.5178047
```

```
## S-M 0.011656761 0.008332595 0.014980926 0.0000000
```

Obtenim els mateixos resultats que en el cas del gasoil. Les mitjanes són diferents.

```
boxplot(Price ~ Pop_size, data = pop_filter_fuel, main = "BoxPlot Gasolina 95",  
        xlab = "Mida del municipi", ylab = "Preu")
```



Els resultats d'aquest primer anàlisi mostren que, de mitjana, el gasoil és més car que la gasolina tant per la ciutat de Barcelona com per Madrid. També veiem que mentre el preu del gasoil és més barat a Barcelona, el preu de la gasolina és més barat a Madrid.

En segon lloc volem estudiar l'existència de correlació entre la variable "Price" i la variable "Population". Sospitem que poden estar correlacionades per diferents motius.

Primer crearem 2 dataframes nous per facilitar el tractament i anàlisi. Aquests contenen el preu dels carburants Gasoil i Gasolina, respectivament.

```
gasoil <- subset(data, Fuel_type == "Gasóleo A habitual")  
gasolina <- subset(data, Fuel_type == "Gasolina 95 E5")
```

A continuació fem un test de correlació per les dues variables.

```
cor.test(gasoil$Price, gasoil$Population)
```

```
##  
## Pearson's product-moment correlation  
##  
## data: gasoil$Price and gasoil$Population  
## t = 3.6526, df = 9400, p-value = 0.0002611  
## alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0
```



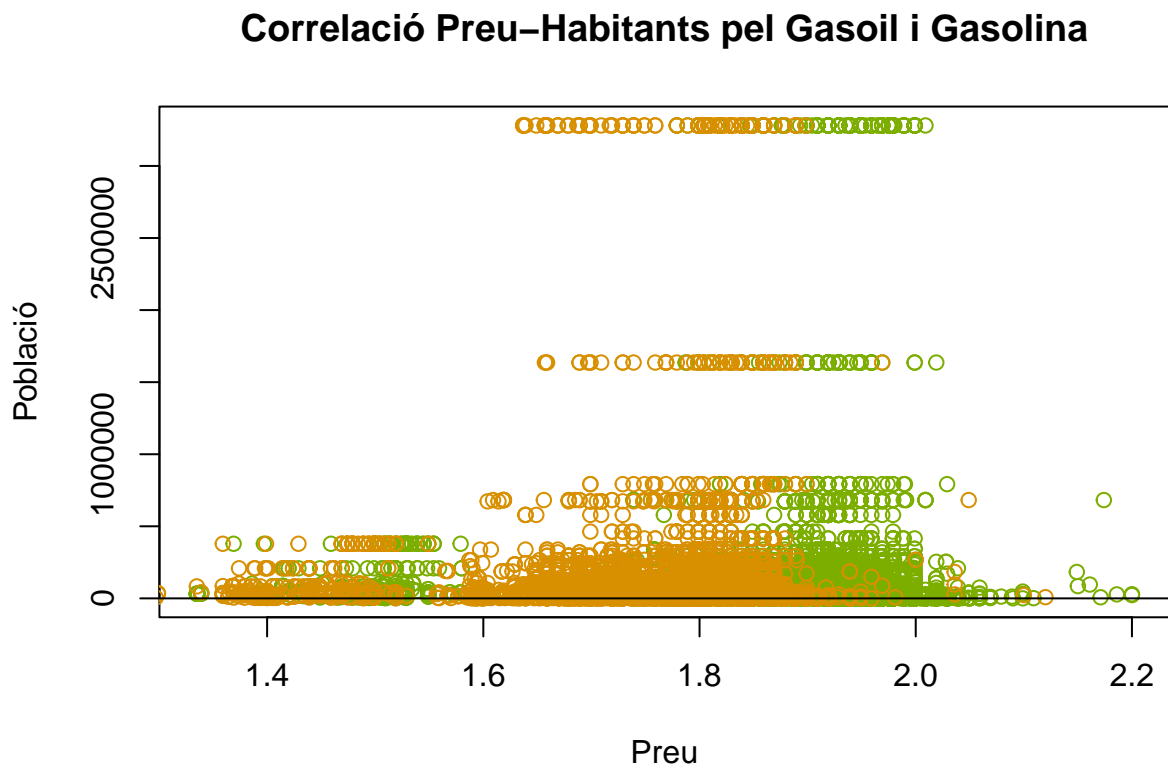
```
## 95 percent confidence interval:
## 0.01744601 0.05781635
## sample estimates:
##      cor
## 0.03764654

cor.test(gasolina$Price, gasolina$Population)

##
## Pearson's product-moment correlation
##
## data: gasolina$Price and gasolina$Population
## t = 5.5132, df = 9079, p-value = 3.62e-08
## alternative hypothesis: true correlation is not equal to 0
## 95 percent confidence interval:
## 0.03724077 0.07823954
## sample estimates:
##      cor
## 0.05776451
```

El resultat d'aquest test de correlació mostra que no hi ha correlació entre el preu de la gasolina i el nombre d'habitants del municipi.

```
plot(subset(gasoil, select = c("Price", "Population"))$Price, subset(gasoil, select = c("Price", "Population"))$Population,
points(subset(gasolina, select = c("Price", "Population"))$Price, subset(gasolina, select = c("Price", "Population"))$Population),
abline(lm(gasoil$Price ~ gasoil$Population))
title("Correlació Preu-Habitants pel Gasoil i Gasolina")
```



Per últim analitzarem si el nombre de gasolineres que hi ha al municipi influeix al preu del carburant. El nostre supòsit inicial és que el nombre de gasolineres ha de tenir cert impacte sobre el preu.

```
mean_gasoil_city <- aggregate(gasoil$Price, by=list(gasoil$City), mean)
gasoil_frequency <- table(gasoil$City)
gasoil_frequency <- as.data.frame(gasoil_frequency)

mean_gasolina_city <- aggregate(gasolina$Price, by=list(gasolina$City), mean)
gasolina_frequency <- table(gasolina$City)
gasolina_frequency <- as.data.frame(gasolina_frequency)
```

Un cop creats els dataframes que contenen el preu mitjà dels dos tipus de carburants i la freqüència, és a dir, el nombre de gasolineres, procedim a analitzar si existeix algun tipus de relació.

```
result <- merge(mean_gasoil_city, gasoil_frequency, by.x = "Group.1", by.y = "Var1")
result <- result %>% rename(Municipio = Group.1, Meanp = x)

rg <- lm(Meanp ~ Freq, data = result)
summary(rg)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Meanp ~ Freq, data = result)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.51284 -0.02284  0.01563  0.04806  0.21548
##
## Coefficients:
##              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  1.9027345   0.0016354 1163.49  < 2e-16 ***
## Freq        -0.0008991   0.0002621   -3.43  0.000609 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.09254 on 3963 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.00296,    Adjusted R-squared:  0.002709
## F-statistic: 11.77 on 1 and 3963 DF,  p-value: 0.0006092

cor(result$Meanp, result$Freq)
```

```
## [1] -0.05440874

resultg <- merge(mean_gasolina_city, gasolina_frequency, by.x = "Group.1", by.y = "Var1")
resultg <- resultg %>% rename(Municipio = Group.1, Meanp = x)

lmg <- lm(Meanp ~ Freq, data = resultg)
summary(lmg)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Meanp ~ Freq, data = resultg)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.47927 -0.01927  0.01211  0.04173  0.22173
##
```

```
## Coefficients:
##               Estimate Std. Error  t value Pr(>|t|)
## (Intercept)  1.7790253  0.0014867 1196.607 < 2e-16 ***
## Freq        -0.0007540  0.0002395   -3.148  0.00165 **
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.08345 on 3881 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.002548, Adjusted R-squared:  0.002291
## F-statistic: 9.912 on 1 and 3881 DF, p-value: 0.001654
```

```
cor(result$Meanp, result$Freq)
```

```
## [1] -0.05440874
```

En els dos casos el p-value és menor que el nivell de significació i, per tant, podem dir que el nombre de gasolineres té cert impacte en el preu dels dos carburants. D'altra banda, la correlació ens indica que hi ha una relació dèbil entre ambdues variables, és a dir, que a mesura que augmenta el nombre de gasolineres, el preu disminueix lleugerament.

```
pbrand <- lm(Price ~ Brand.factor, data = total)
summary(pbrand)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = Price ~ Brand.factor, data = total)
##
## Residuals:
##      Min       1Q   Median       3Q      Max
## -0.25575 -0.06350 -0.00350  0.06123  0.38725
##
## Coefficients:
##               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)    1.8757343   0.0043786  428.387 < 2e-16 ***
## Brand.factorBALLENOIL -0.1104431   0.0060677 -18.202 < 2e-16 ***
## Brand.factorBP        0.0067608   0.0049010   1.379 0.167762
## Brand.factorCAMPSA    -0.0270574   0.0072186  -3.748 0.000179 ***
## Brand.factorCARREFOUR -0.0042875   0.0064767  -0.662 0.507983
## Brand.factorCEPSA     -0.0001754   0.0046516  -0.038 0.969921
## Brand.factorGALP      -0.0179632   0.0050347  -3.568 0.000361 ***
## Brand.factorOTROS     -0.0629893   0.0044731 -14.082 < 2e-16 ***
## Brand.factorPETRONOR   0.0009142   0.0061256   0.149 0.881357
## Brand.factorREPSOL    -0.0056677   0.0045109  -1.256 0.208971
## Brand.factorSHELL     -0.0283818   0.0052898  -5.365 8.17e-08 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.08014 on 20351 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.127, Adjusted R-squared:  0.1265
## F-statistic: 296 on 10 and 20351 DF, p-value: < 2.2e-16
```

## 5. Resolució del problema

A través de l'obtenció de dades, la integració amb altres *datasets* i les operacions de selecció i de neteja; s'ha pogut donar resposta a les preguntes introduïdes a l'inici del document. Concretament es pot concloure que:

- Les dades d'estudi es poden aplicar a tota la geografia espanyola?

- Hi ha zones amb preus marcadament diferents de la resta?
- La mitjana dels preus dels combustibles són diferents entre Barcelona i Madrid?
- La mitjana dels preus dels combustibles és diferent en les ciutats petites, mitjanes i grans?
- Existeix correlació entre els preus del combustible i el nombre d'habitants d'un municipi?
- El nombre de benzineres en un municipi influeix en els preus del combustible?

## 6. Llicència

El projecte es distribueix sota llicència CC BY-NC 4.0 (Creative Commons Reconocimiento-No Comercial). Aquesta llicència permet alterar i difondre l'obra original a condició que es faci referència a l'autor, i sempre amb finalitats no comercials.

## 7. Codi

El codi es pot trobar en el següent repositori de GitHub:


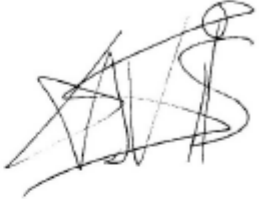

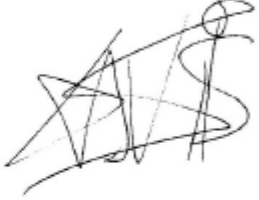

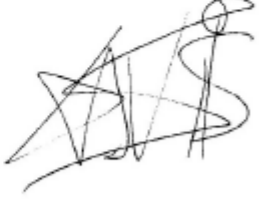
- [FuelData](#)

## 8. Vídeo

El vídeo amb l'explicació del desenvolupament es pot trobar a través del següent enllaç

- [Link](#)

## 9. Contribucions

Contribucions	Martí Antentas Paré	Xavier Vizcaino Gascon
Investigació prèvia		
Redacció de les respostes		
Desenvolupament del codi		
Participació en el vídeo	