TRABAJO FINAL: GESTIÓN DE DATOS GRUPO 5

Aldo Ortega
Jorge Gonzales
Fabrizio Berrios
Jorge Aybar

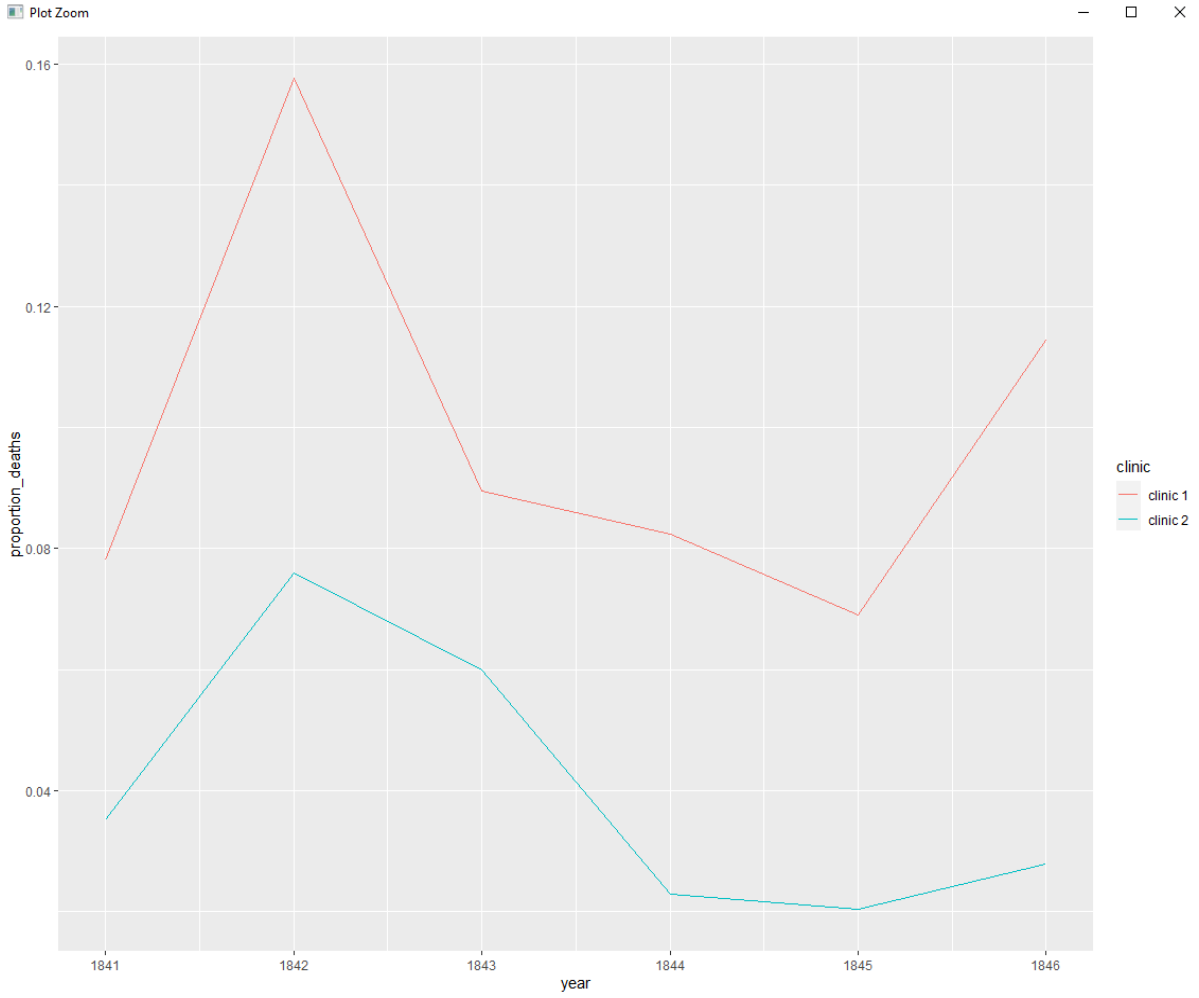
Caso 1 : Control de Pesos en la Crianza de Aves

Evolución de Muertes por Clínica

```
# Plot yearly proportion of deaths at the two clinics
# .... YOUR CODE FOR TASK 3 ....

ggplot(yearly,aes(x=year,y=proportion_deaths,color=clinic)) + geom_line()
```

Evolución de Muertes de neonatos por clínica por año y proporción

```
# A tibble: 98 x 4
   date       births deaths proportion_deaths
   <date>      <dbl>  <dbl>             <dbl>
 1 1841-01-01    254     37            0.146
 2 1841-02-01    239     18            0.0753
 3 1841-03-01    277     12            0.0433
 4 1841-04-01    255      4            0.0157
 5 1841-05-01    255      2            0.00784
 6 1841-06-01    200     10            0.05
 7 1841-07-01    190     16            0.0842
 8 1841-08-01    222      3            0.0135
 9 1841-09-01    213      4            0.0188
10 1841-10-01    236     26            0.110
# ... with 88 more rows
```



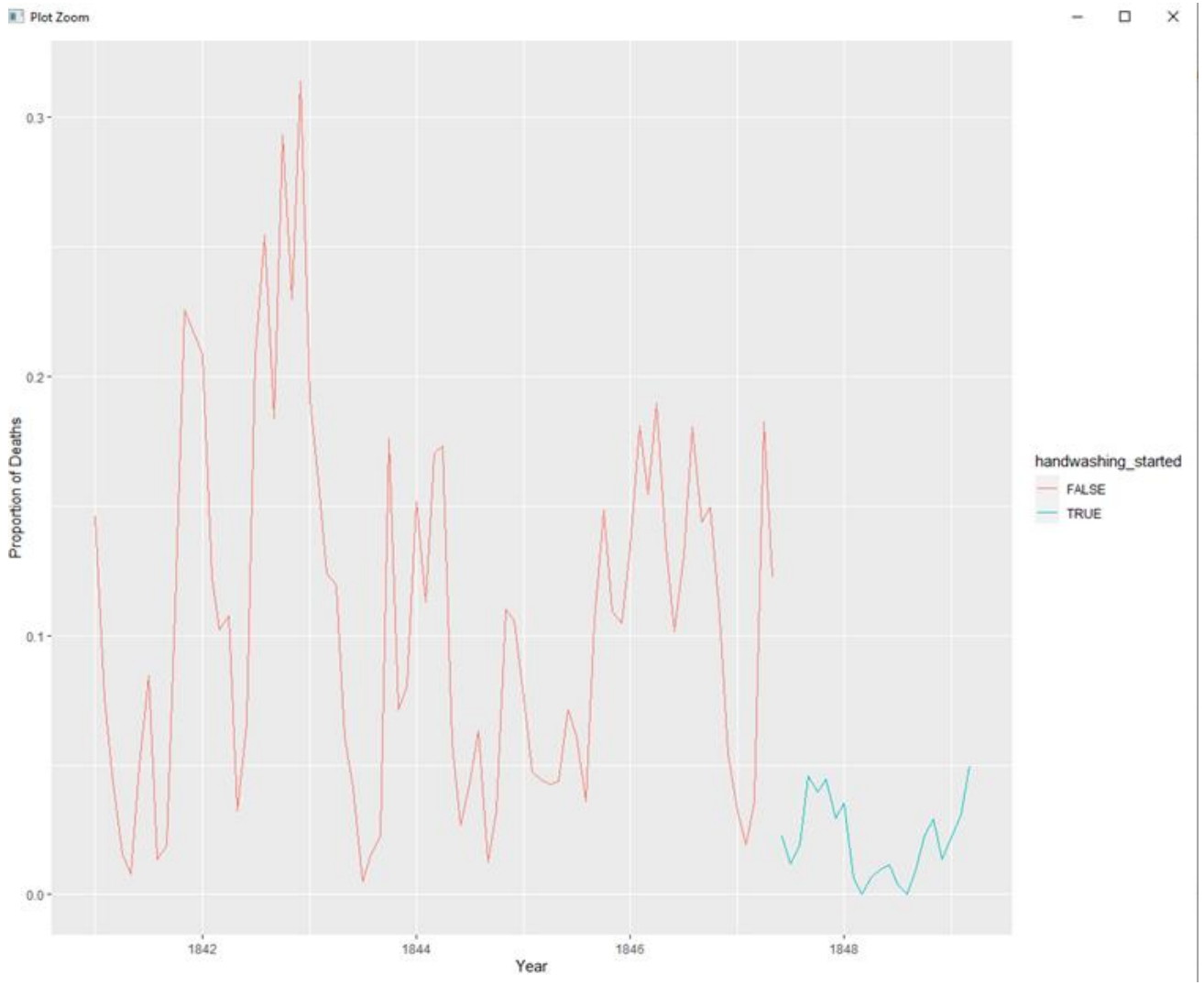
Caso 1 : Control de Pesos en la Crianza de Aves

Evolución de Muertes por mes y prueba de hipotesis del Dr. Semmelweis.

El Doctor Semmelweis hizo su recomendación y aseveración el 01-06-1847, se observa que la proporción de muertes si se redujo

```
A tibble: 2 x 2
handwashing_started mean_proportion_deaths
<lgl>                                <dbl>
FALSE                                0.105
TRUE                                 0.0211
```

```
2 TRUE                                0.0211
> # Calculating a 95% Confidence interval using t.test
> test_result <- t.test( proportion_deaths ~ handwashing_started, data = monthly)
> test_result

        Welch Two Sample t-test

data:  proportion_deaths by handwashing_started
t = 9.6101, df = 92.435, p-value = 1.445e-15
alternative hypothesis: true difference in means between group FALSE and group TRUE is not equal to 0
95 percent confidence interval:
 0.06660662 0.10130659
sample estimates:
mean in group FALSE  mean in group TRUE
         0.10504998          0.02109338

>
> # The data Semmelweis collected points to that:
> doctors_should_wash_their_hands <- TRUE
> doctors_should_wash_their_hands
[1] TRUE
>
```

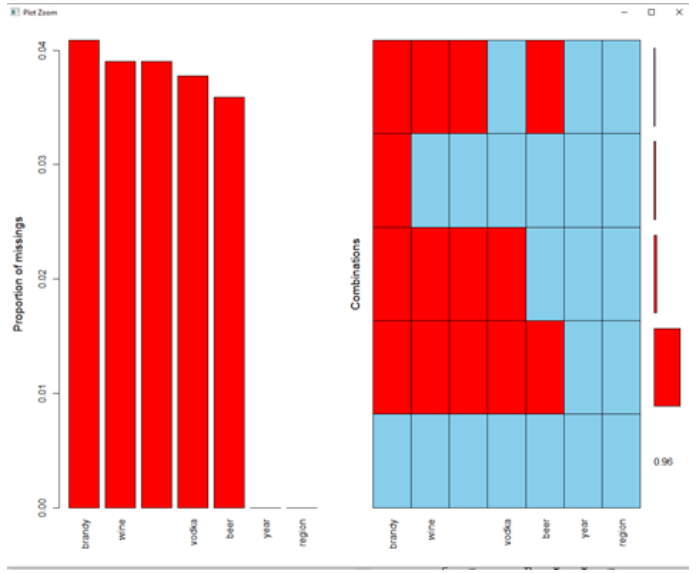


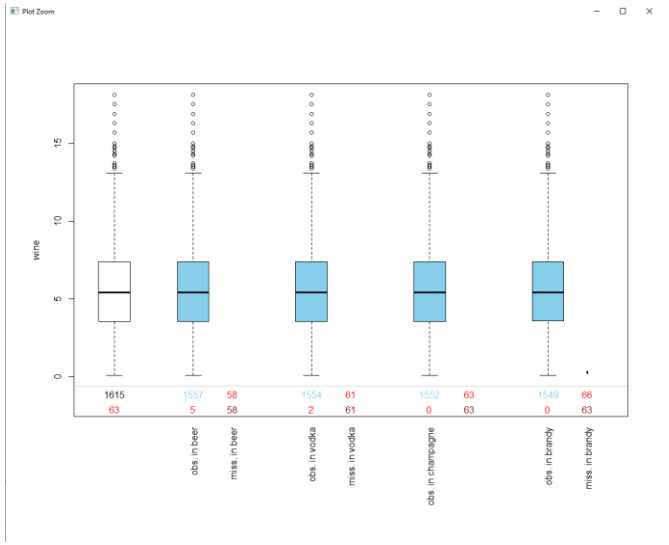
Caso 2 : Análisis del Consumo de Alcohol en Rusia

Proporción de Datos Perdidos

- 1 % de datos faltantes: trivial (el método de imputación no tiene mayor impacto)
- 1 a 10 % de datos faltantes: manejable (requiere un método “simple”)
- 10 a 20 % de datos faltantes: requiere métodos sofisticados (puede requerir método “propio”)
- Más del 20 % de datos faltantes: interpretación perjudicial (ya se perdió “demasiado”)

```
> # install.packages("VIM")
> library(VIM)
> # Mostrar cuales columnas tienen valores perdidos
> cidx_perd <- which(colSums(is.na(alcohol))!=0)
> cidx_perd
     wine      beer     vodka champagne    brandy
        3         4         5         6         7
>
> # Cantidad de valores perdidos en las columnas
> nperdidos <- colSums(is.na(alcohol[,cidx_perd]))
> nperdidos
     wine      beer     vodka champagne    brandy
       63        58        61        63        66
>
> # Porcentaje de valores perdidos en las columnas
> pperdidos <- 100*nperdidos/ndatos
> pperdidos
     wine      beer     vodka champagne    brandy
 3.900929  3.591331  3.777090  3.900929  4.086687
>
```

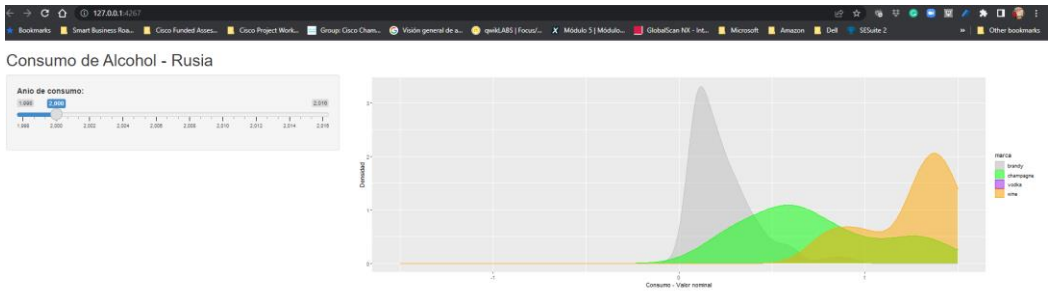


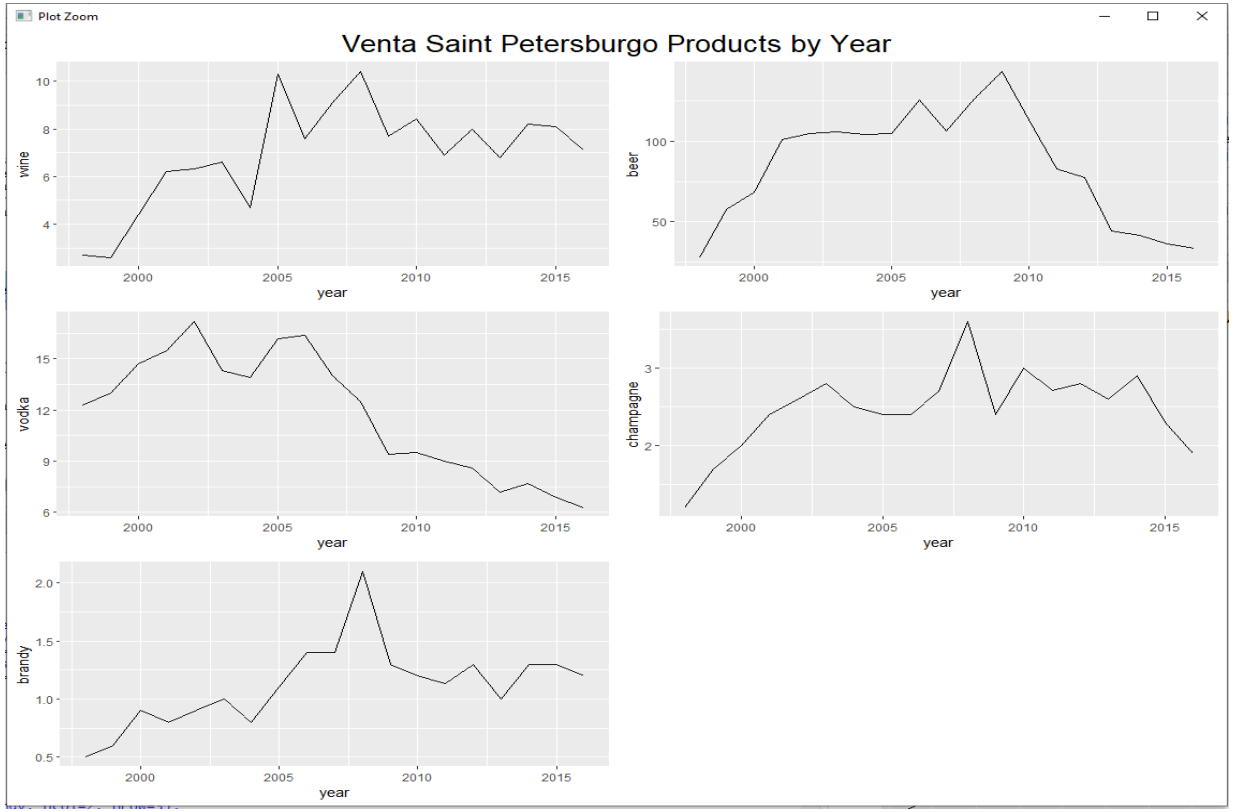


Caso 2 : Análisis del Consumo de Alcohol en Rusia

Evolución de Ventas en Saint Petersburg

```
##San Petersburg Alcohol Sales

ventaSaintPetersburg <- alcohol %>% filter(region == "Saint Petersburg") %>% group_by(year) %>% select(region,wine,beer,vodka,champagne,brandy)
ventaSaintPetersburg

View(ventaSaintPetersburg)

#Evolucion de Ventas Sant Petersburg

wine <-  ggplot(ventaSaintPetersburg,aes(x=year,y= wine )) + geom_line()
beer <-   ggplot(ventaSaintPetersburg,aes(x=year,y= beer )) + geom_line()
vodka <-   ggplot(ventaSaintPetersburg,aes(x=year,y= vodka )) + geom_line()
champagne <-   ggplot(ventaSaintPetersburg,aes(x=year,y= champagne )) + geom_line()
brandy <-  ggplot(ventaSaintPetersburg,aes(x=year,y= brandy )) + geom_line()

# install.packages('ggpubr')
library(ggpubr)

final_plot <- annotate_figure(
  ggarrange(wine, beer, vodka, champagne,brandy, ncol=2, nrow=3),
  top = text_grob("Venta Saint Petersburgo Products by Year", size = 20))
final_plot
```

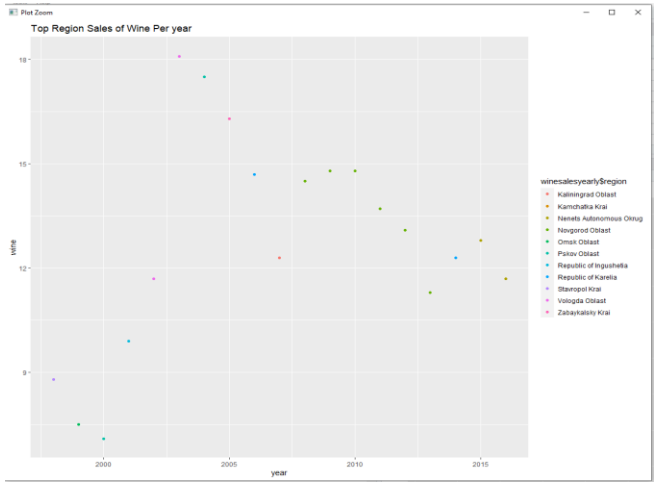


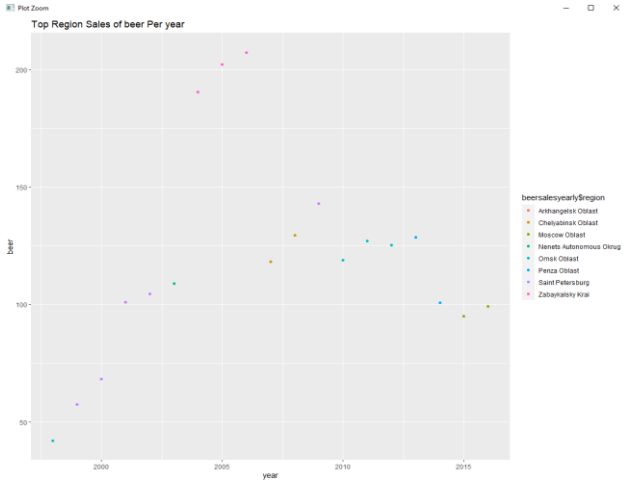


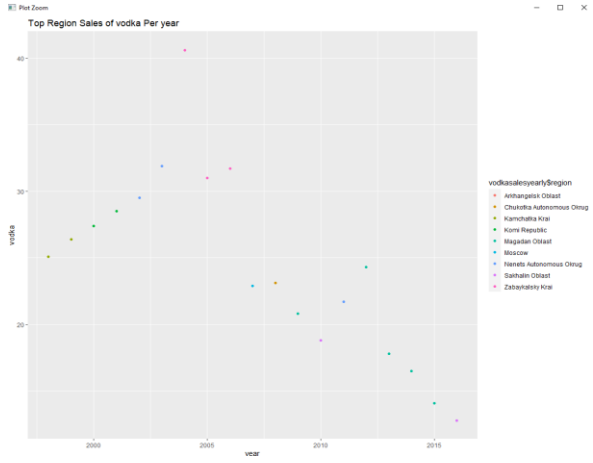
Shiny app view

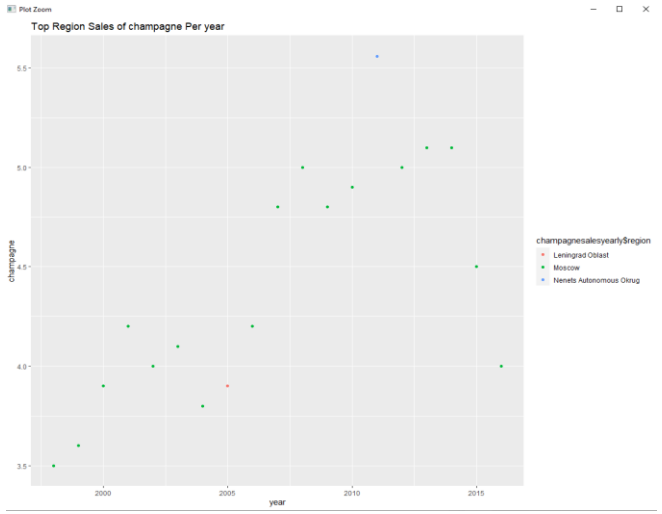
Caso 2 : Análisis del Consumo de Alcohol en Rusia

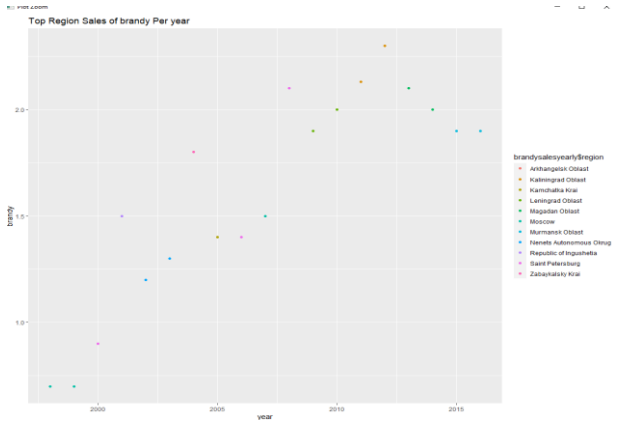
Top N Sales per Región by Year for Wine, Beer, Vodka, Champagne and Brandy

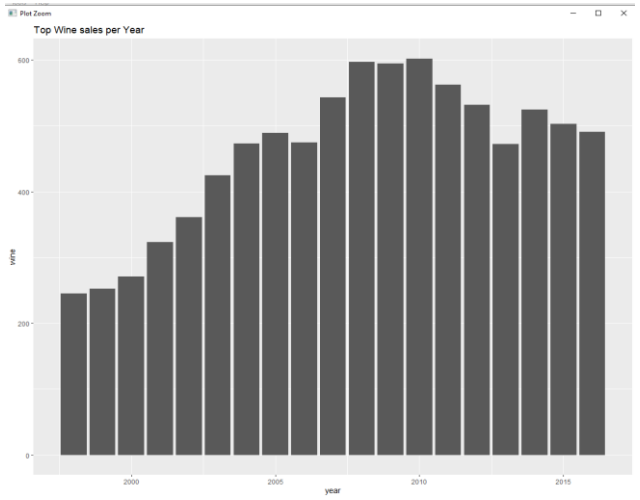








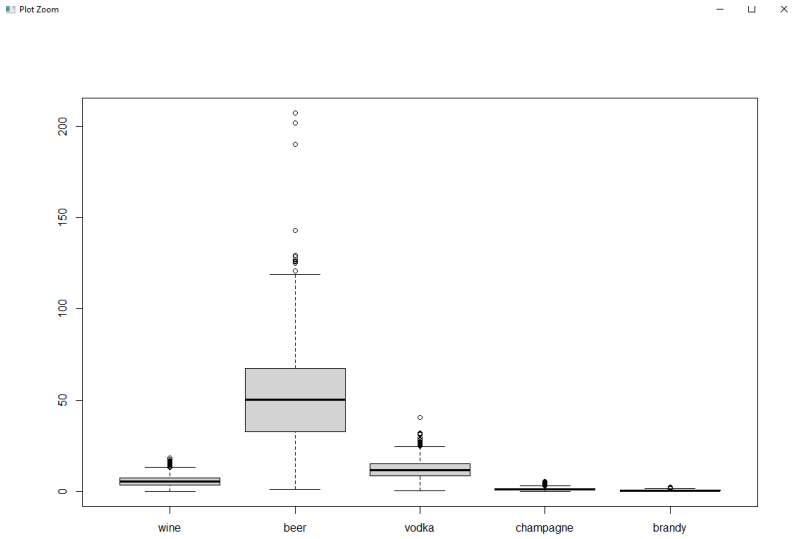


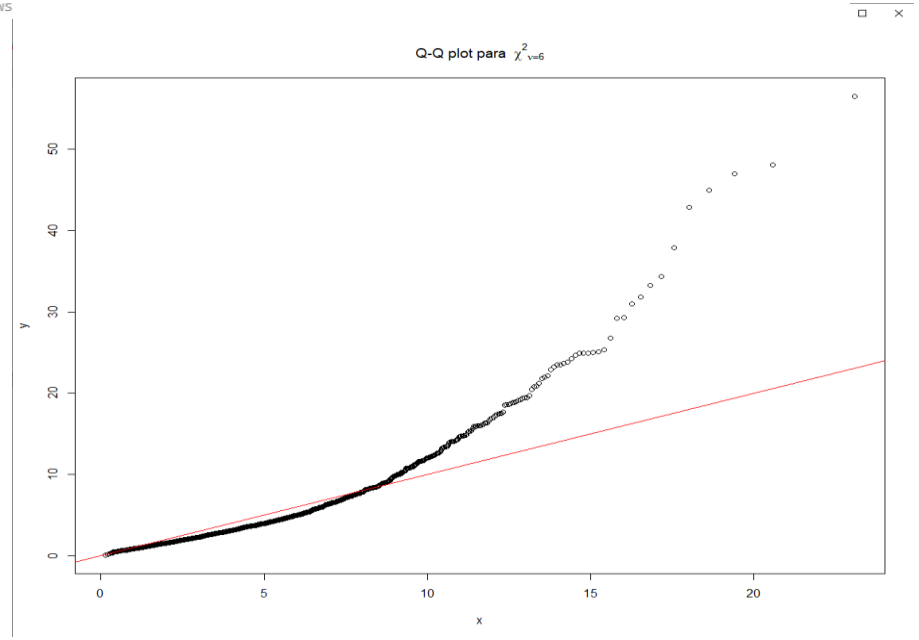


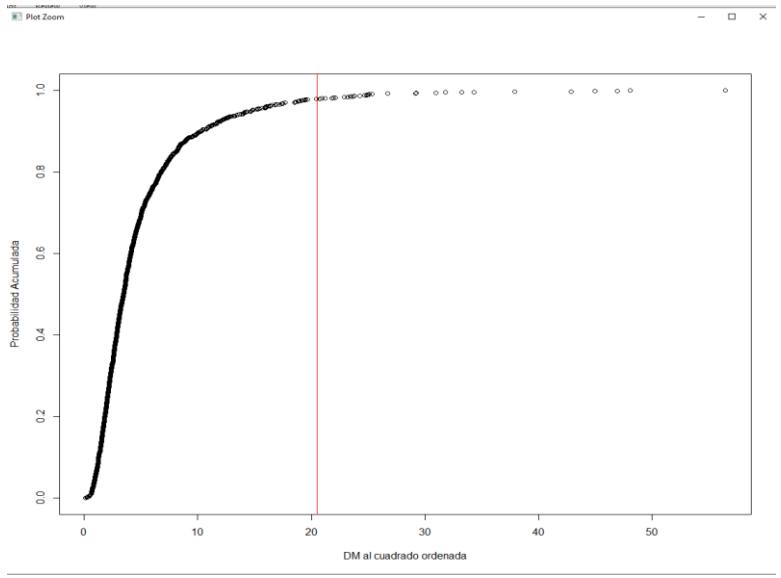
Caso 2 : Análisis del Consumo de Alcohol en Rusia

Analisis de Outliers: Q-Q and Ojiva X^2

```
# Distribución Chi-Cuadrado: Punto de Corte
p <- 1-0.001
dof = ncol(dfa)
k <- (qchisq(p, dof))
print("el valor de k es: ")
1] "el valor de k es: "
k
1] 20.51501
idx_outliers <- which(dm2 > k)
idx_outliers
[1]   200   261   282   364   411   419   446   449   501   505   515   523   541   587   596   604   668   690   771   852   996 1009
23] 1014 1077 1095 1098 1158 1173 1176 1239 1254 1257 1339
dfa[idx_outliers,]         # Registros con valores atípicos
A tibble: 33 x 5
   wine  beer vodka champagne brandy
  <db1> <db1> <db1>     <db1>  <db1>
1   6.3  61.8  18.8       3.9    0.6
2   9.9   9.5   4         1.3    1.5
3   5    78.9  19.7       4.2    0.7
4   4.8  85.7  20.8       4      0.9
5   9.2 109    31.9       1.7    1.3
6  18.1  61.7  24.6       0.4    0.6
7   6.2  89.1  23         4.1    0.9
8   9.2 109    31.9       1.7    1.3
9  14.2  85.1  26.7       0.6    0.7
0  15.7 190.   40.6       3      1.8
... with 23 more rows
```



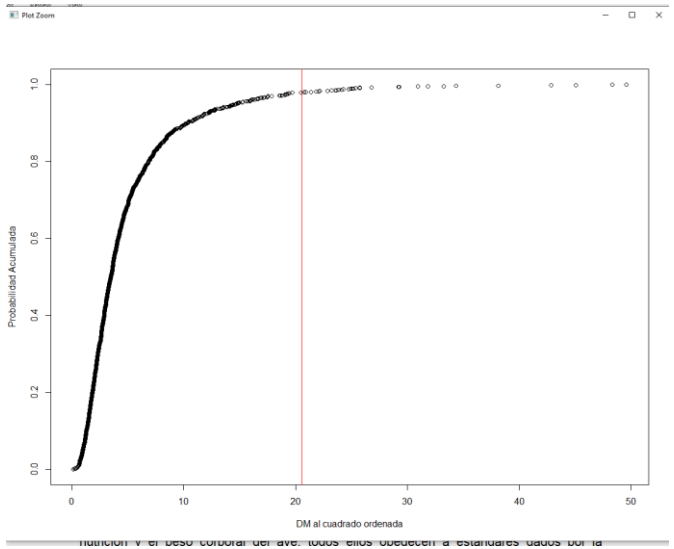


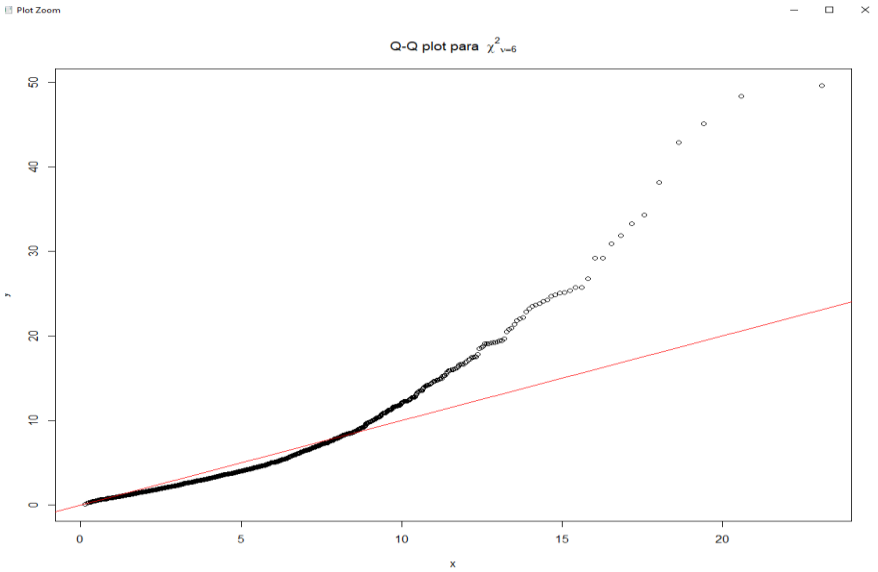


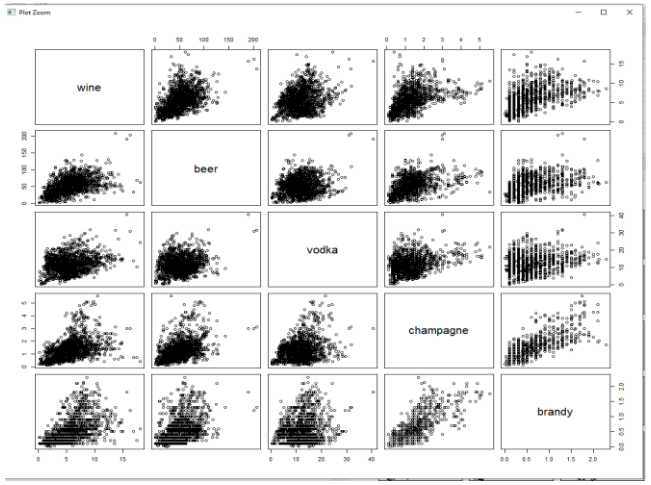
Caso 2 : Análisis del Consumo de Alcohol en Rusia

Analisis de Outliers: Q-Q and Ojiva X^2 – Data Cleaned

```
 15.7  190.  40.6          3    1.8
> dfa_clean <- dfa[-idx_excluido, ]
>
> # Distancia de Mahalanobis
> dm2 <- mahalanobis(dfa_clean, colMeans(dfa_clean), cov(dfa_clean))
> plot(sort(dm2), ppoints(nrow(dfa_clean)), xlab="DM al cuadrado ordenada",
+      ylab="Probabilidad Acumulada")
> abline(v = qchisq(p,dof), col = "red")
>
> idx_outliers <- which(dm2 > k)
> idx_outliers
 [1]  200  261  282  364  411  419  446  449  501  514  522  540  586  595  603  667  689  770  851  995 1008 1013
[23] 1076 1094 1097 1157 1172 1175 1238 1253 1256 1338
>
> # QQ-plot dfa_clean:
> x <- qchisq(ppoints(nrow(dfa_clean)), dof)
> y <- dm2
> qqplot(x, y, main=expression("Q-Q plot para"~~{chi^2}[nu==6]))
> abline(0, 1, col="red")
```







Caso 3: Control de Pesos en la Crianza de Aves

Grupo Santa Elena

Su principal actividad es la crianza de pollos y la comercialización de la carne en kilogramos.

- Edad (días de crianza)
- Sexo
- Peso (gramos)

El proceso de crianza de pollos tiene la misión de maximizar el peso corporal del ave con eficiencia (días y usos de recursos) cumpliendo los estándares de calidad establecidos

Cartilla de Registro de Control de Crianza

ID_GALPON	SEXO	DIA07	DIA14	DIA21	DIA28	DIA35	DIA38	DIA40	DIA42
20201-2002-11-H	H	183	466	853			2220	2350	2480
20201-2002-11-M	M	178	478	960			2670	2790	2960
20201-2002-12-H	H	183	468	892			2270	2390	2460
20201-2002-12-M	M	183	468	892			2270	2390	2460
20201-2003-01-H	H	173	456	800	1300	1750	2000		2300
20201-2003-01-M	M	173	455	825	1400	2024		2100	
20201-2003-02-H	H	171	443	791	1280	1500			
20201-2003-02-M	M	171	443	791	1280	2068	2300		2640
20201-2003-03-H	H	172	453	808	1280	1771	2080	2150	2380

- Las aves se agrupan en galpones y se clasifican por sexo
- El control del peso es semanal y en los últimos días se acorta a dos días.

Caso 3: Control de Pesos en la Crianza de Aves

Procedimiento de Aplicación de MongoDB & Python en el caso

Descargar data del ERP en formato CSV

Lectura de data en formato CSV

Carga de data en Colección MongoDB

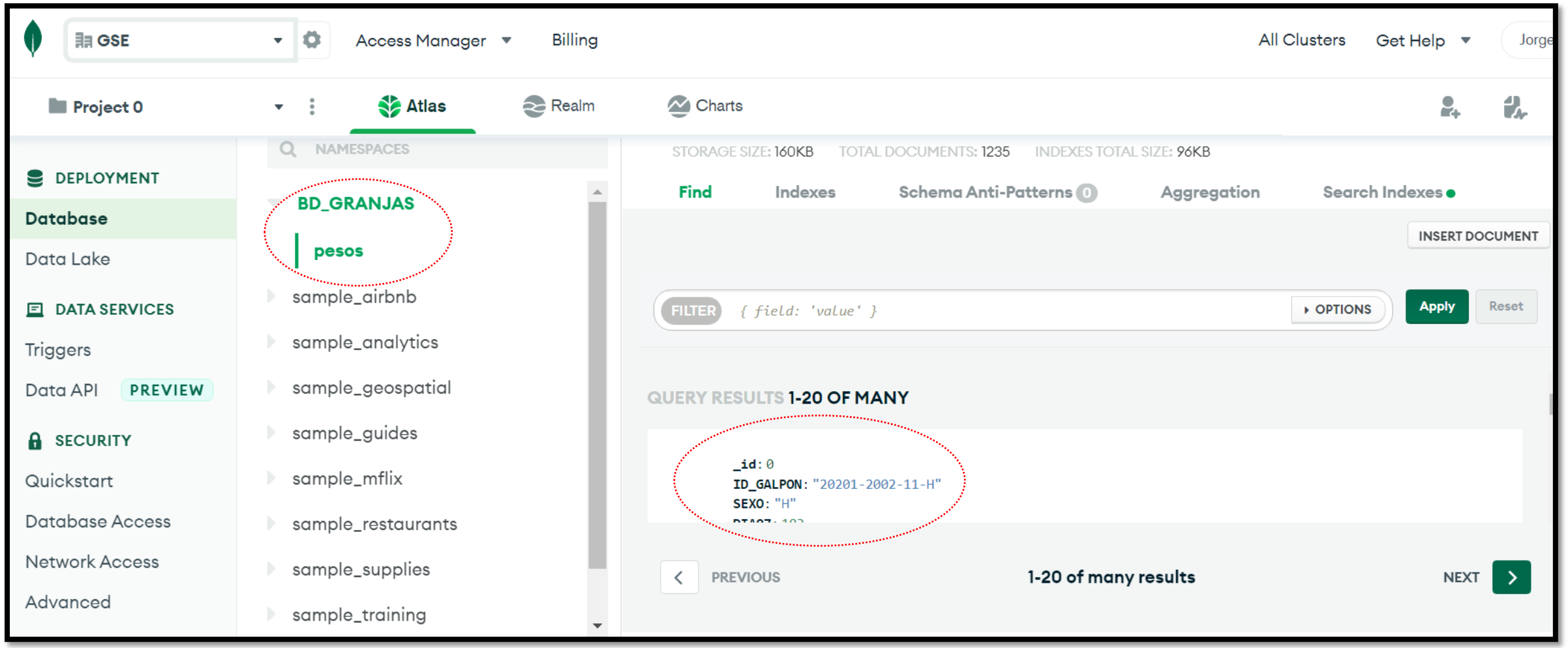
Conexión al servidor MongoDB Atlas desde Python

Lectura de datos de fuente MongoDB desde Python

Exploración de datos de pesos de aves mediante gráficos aplicando matplotlib

Caso 3: Control de Pesos en la Crianza de Aves

Base de datos en Atlas Mongo DB



- Se evidenció la carga de data en Atlas Mongo DB.

Caso 3: Control de Pesos en la Crianza de Aves

Codificación Python

```
[1] import pymongo
```

```
[2] import csv
    import pandas as pd
```

```
[3] client = pymongo.MongoClient("mongodb://jgonza
```

```
[5] db = client['BD_GRANJAS']
    list(db.list_collection_names())
```

```
['pesos']
```

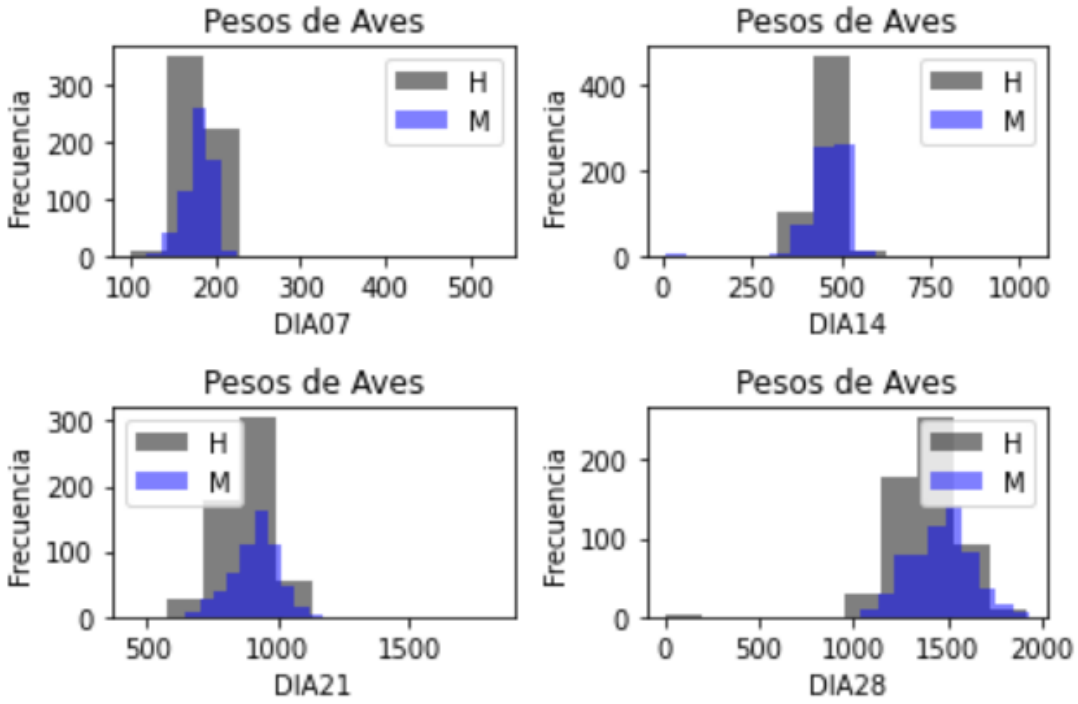
```
#Recuperando documentos de la colección
mycol = db["pesos"]
#Comprobando
for x in mycol.find().limit(5):
  print(x)
```

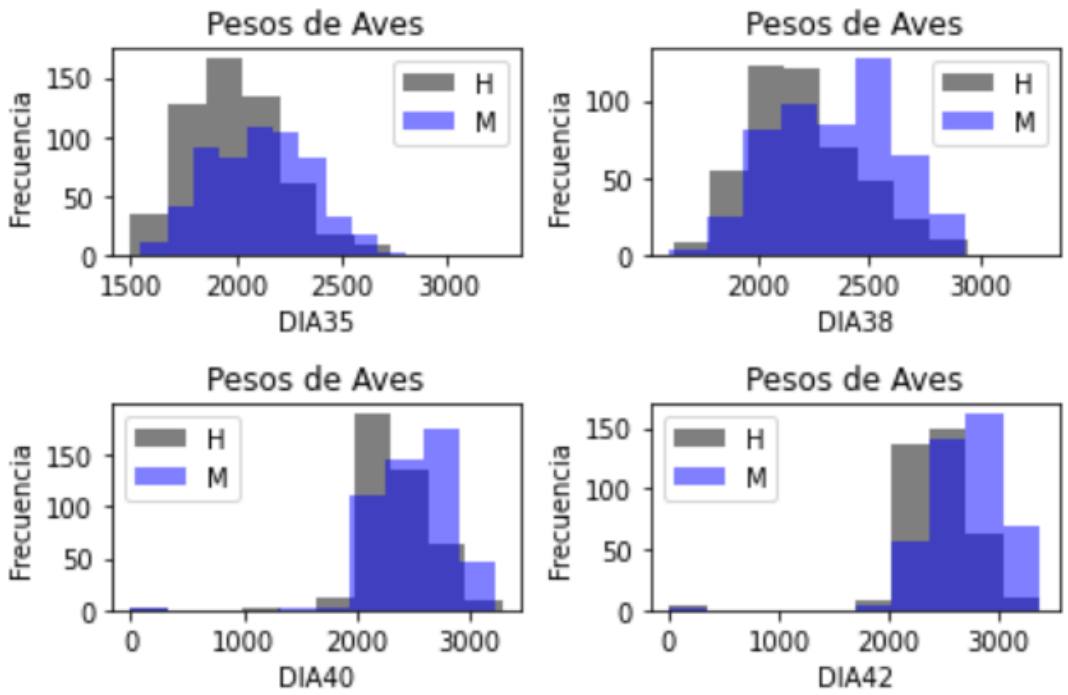
```
#Recuperando PESOS de las aves Machos
myquery = { "SEXO": "M" }
mydoc = mycol.find(myquery)
data_list = []
for x in mydoc:
  data_list.append(x)
df_machos = pd.DataFrame(data_list)

#Recuperando PESOS de las aves Hembras
myquery = { "SEXO": "H" }
mydoc = mycol.find(myquery) #.limit(5)
data_list = []
for x in mydoc:
  data_list.append(x)
df_hembras = pd.DataFrame(data_list)
print(df_hembras.describe())
```

https://colab.research.google.com/drive/1-XuGPiT2HIv_KU48hFXHGWNnO6S6Mv14?usp=sharing

Caso: Control de Pesos en la Crianza de Aves

Análisis Exploratorio: Distribución

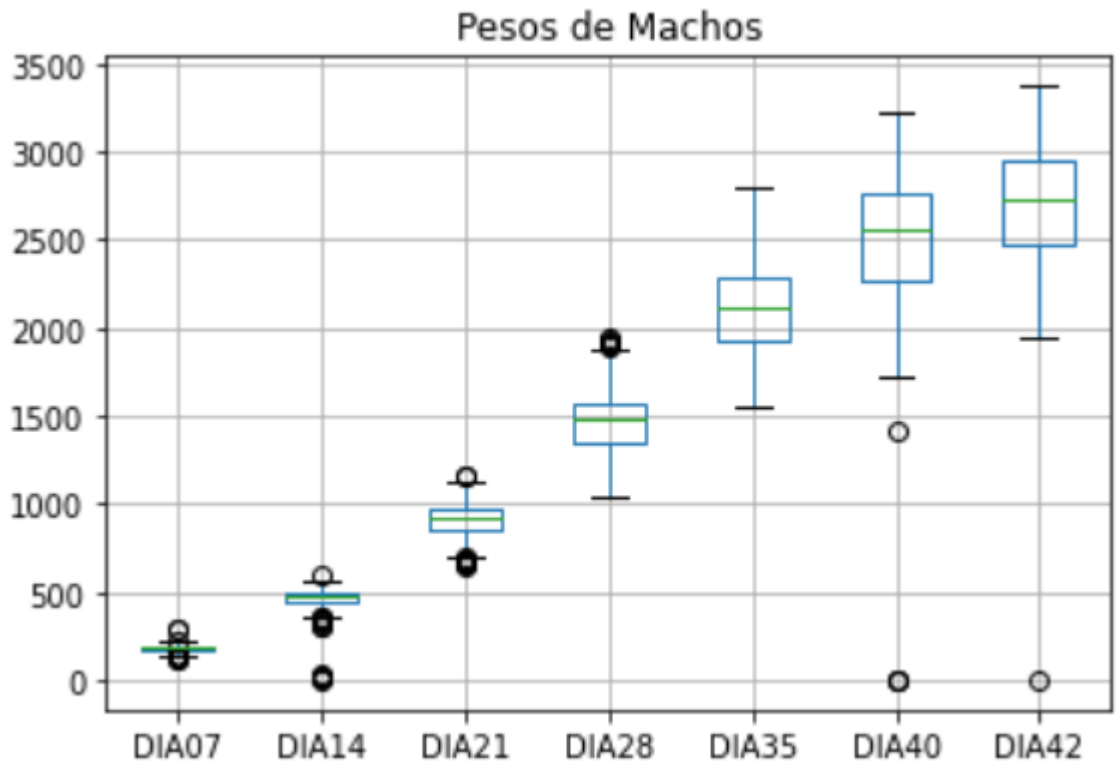


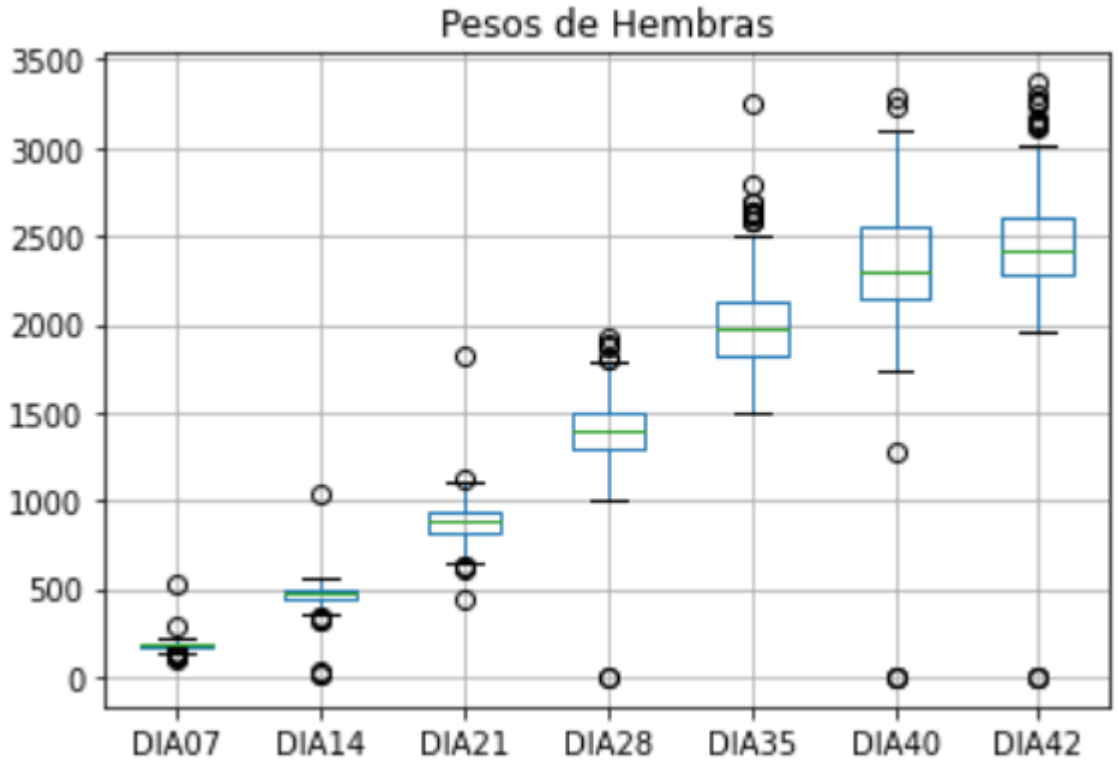


- Se observa que en los diferentes controles semanales el peso de las aves machos tienen una mejor distribución normal en comparación con el de las hembras.
- Se evidencia que en las primeras semanas el peso de las aves hembras son ligeramente mayor que el de los machos pero en las últimas semanas se invierte el patrón.

Caso: Control de Pesos en la Crianza de Aves

Análisis Exploratorio: Outliers





- La data de pesos de las hembras presentan mayor cantidad de outliers que el de los machos.

Contexto de la data – Venta de autos usados

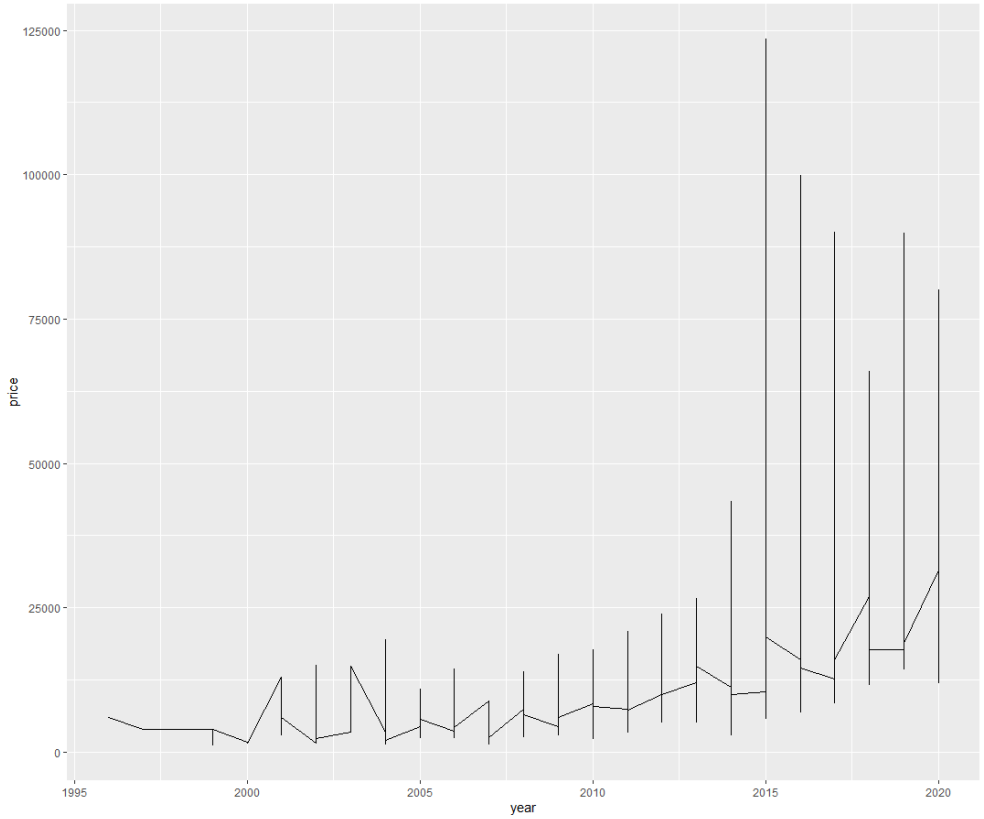
- Model – Modelos de la marca BMW
- Year – Año de fabricación
- Price – Precio de venta
- Tranmission – Tipo de transmisión del vehículo
- Mileage – Millas recorridas
- fuelType – Tipo de combustible
- tax – Impuesto anual
- mpg – Millas por galón
- engineSize – Tamaño del motor en centímetros cúbicos

2020

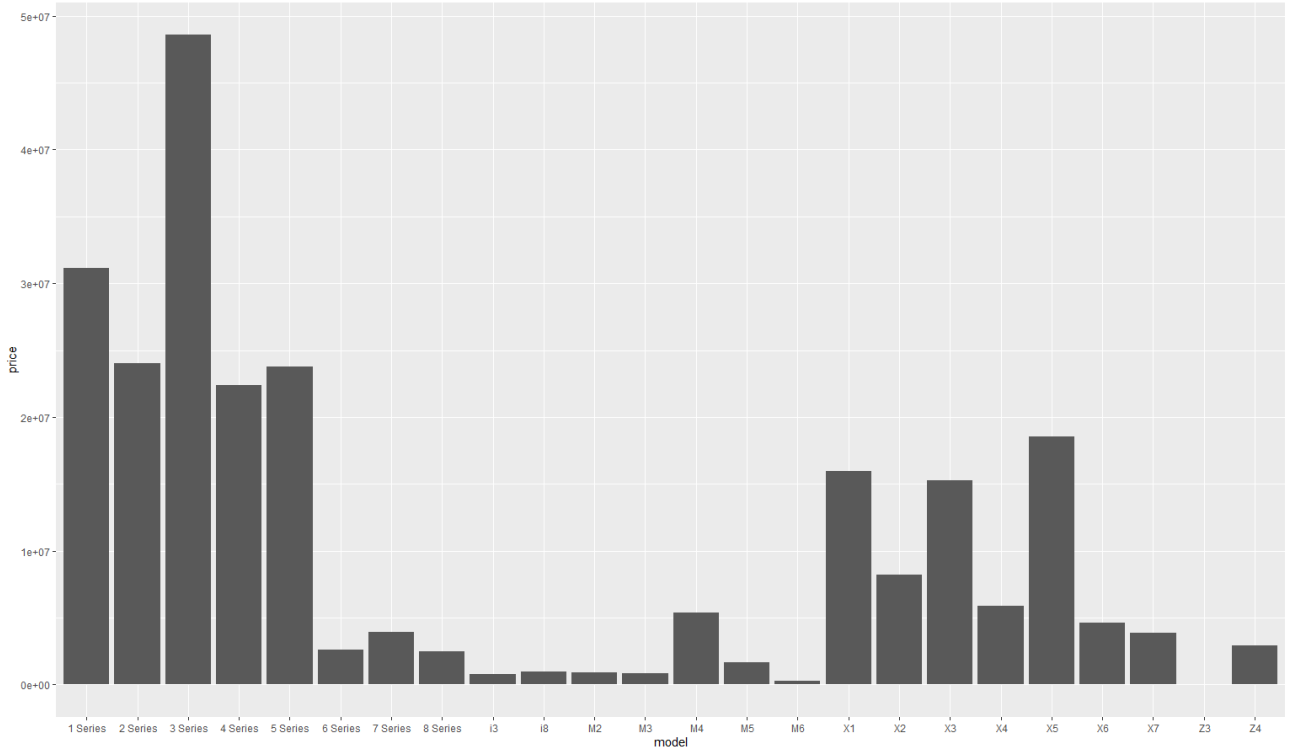
Ejemplo del database

	model	year	price	transmission	mileage	fuelType	tax	mpg	engineSize
1	5 Series	2014	11200	Automatic	67068	Diesel	125	57.6	2.0
2	6 Series	2018	27000	Automatic	14827	Petrol	145	42.8	2.0
3	5 Series	2016	16000	Automatic	62794	Diesel	160	51.4	3.0
4	1 Series	2017	12750	Automatic	26676	Diesel	145	72.4	1.5
5	7 Series	2014	14500	Automatic	39554	Diesel	160	50.4	3.0
6	5 Series	2016	14900	Automatic	35309	Diesel	125	60.1	2.0
7	5 Series	2017	16000	Automatic	38538	Diesel	125	60.1	2.0
8	2 Series	2018	16250	Manual	10401	Petrol	145	52.3	1.5
9	4 Series	2017	14250	Manual	42668	Diesel	30	62.8	2.0
10	5 Series	2016	14250	Automatic	36099	Diesel	20	68.9	2.0
11	X3	2017	15500	Manual	74907	Diesel	145	52.3	2.0

Análisis exploratorio

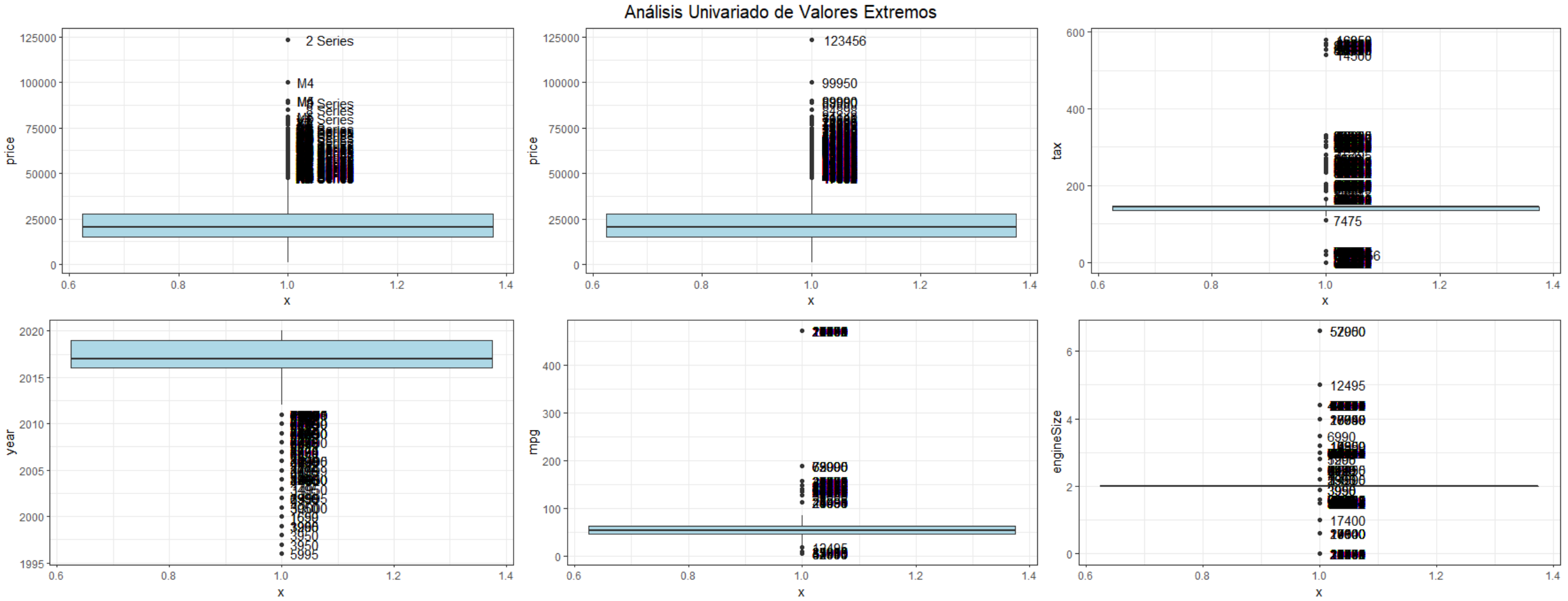


Precio de venta sobre año



Precio de venta sobre el modelo

Análisis Univariado de Valores Extremos



Gracias Totales!!!!!