Coches

Imanol

6/3/2021

Análisis de los coches (mtcars)

Carga de datos

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from plotnine import ggplot
from plotnine.data import mtcars

data = mtcars
# Asignar a cada fila la columna name
data.index = mtcars["name"]

print(data.head())
```

```
##
                            name mpg cyl disp ... vs am gear carb
## name
## Mazda RX4
                       Mazda RX4 21.0 6 160.0 ...
                                                     0
                                                                  4
## Mazda RX4 Wag
                   Mazda RX4 Wag 21.0 6 160.0
                                                    0 1
                                                                  4
## Datsun 710
                       Datsun 710 22.8 4 108.0 ... 1 1
                                                             4
                                                                  1
## Hornet 4 Drive
                    Hornet 4 Drive 21.4 6 258.0 ... 1 0 3
                                                                 1
## Hornet Sportabout Hornet Sportabout 18.7 8 360.0 ... 0 0
##
## [5 rows x 12 columns]
```

Medidas de centralización

Dan una idea del valor mas tipico, donde se concentra la media y la mediana etc etc

```
# Media de cada una de las columnas
print(data.mean())
# Media de cada una de las filas (no tiene mucho sentido hacerlo)
```

```
## mpg 20.090625
## cyl 6.187500
## disp 230.721875
```

```
## hp
           146.687500
## drat
           3.596563
## wt
            3.217250
## qsec
            17.848750
## vs
             0.437500
## am
             0.406250
             3.687500
## gear
## carb
             2.812500
## dtype: float64
print(data.mean(axis = 1)) # axis = 1 media por filas
# Mediana de cada una de las columnas
## name
## Mazda RX4
                          29.907273
## Mazda RX4 Wag
                          29.981364
## Datsun 710
                          23.598182
## Hornet 4 Drive
                          38.739545
## Hornet Sportabout
                          53.664545
## Valiant
                          35.049091
## Duster 360
                          59.720000
## Merc 240D
                          24.634545
## Merc 230
                          27.233636
## Merc 280
                          31.860000
## Merc 280C
                          31.787273
## Merc 450SE
                          46.430909
## Merc 450SL
                          46.500000
## Merc 450SLC
                          46.350000
## Cadillac Fleetwood
                          66.232727
## Lincoln Continental
                          66.058545
## Chrysler Imperial
                          65.972273
## Fiat 128
                          19.440909
## Honda Civic
                          17.742273
## Toyota Corolla
                          18.814091
## Toyota Corona
                          24.888636
## Dodge Challenger
                          47.240909
## AMC Javelin
                          46.007727
## Camaro Z28
                          58.752727
## Pontiac Firebird
                          57.379545
## Fiat X1-9
                          18.928636
## Porsche 914-2
                          24.779091
## Lotus Europa
                          24.880273
## Ford Pantera L
                          60.971818
## Ferrari Dino
                          34.508182
## Maserati Bora
                          63.155455
## Volvo 142E
                          26.262727
## dtype: float64
print(data.median())
# Moda de cada una de las columnas
```

mpg 19.200

```
## cyl
        6.000
## disp 196.300
## hp
        123.000
## drat
          3.695
## wt
          3.325
## qsec 17.710
## vs
          0.000
           0.000
## am
## gear
         4.000
## carb
           2.000
## dtype: float64
```

print(data.mode())

##		name	mpg	cyl	disp	hp	 qsec	٧s	am	gear	carb
##	0	AMC Javelin	10.4	8.0	275.8	110.0	 17.02	0.0	0.0	3.0	2.0
##	1	Cadillac Fleetwood	15.2	NaN	NaN	175.0	 18.90	NaN	NaN	NaN	4.0
##	2	Camaro Z28	19.2	NaN	NaN	180.0	 NaN	NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$
##	3	Chrysler Imperial	21.0	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	4	Datsun 710	21.4	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$
##	5	Dodge Challenger	22.8	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	6	Duster 360	30.4	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	7	Ferrari Dino	NaN	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	8	Fiat 128	NaN	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$
##	9	Fiat X1-9	NaN	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	10	Ford Pantera L	NaN	${\tt NaN}$	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	11	Honda Civic	NaN	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	12	Hornet 4 Drive	NaN	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	13	Hornet Sportabout	NaN	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	14	Lincoln Continental	NaN	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	15	Lotus Europa	NaN	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	16	Maserati Bora	NaN	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	17	Mazda RX4	NaN	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	18	Mazda RX4 Wag	NaN	${\tt NaN}$	NaN	NaN	 NaN	NaN	\mathtt{NaN}	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	19	Merc 230	NaN	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	20	Merc 240D	NaN	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	21	Merc 280	NaN	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	22	Merc 280C	NaN	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	23	Merc 450SE	NaN	${\tt NaN}$	NaN	NaN	 NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	24	Merc 450SL	NaN	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	25	Merc 450SLC	NaN	${\tt NaN}$	NaN	NaN	 NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	26	Pontiac Firebird	NaN	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	27	Porsche 914-2	NaN	${\tt NaN}$	NaN	NaN	 NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	28	Toyota Corolla	NaN	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	29	Toyota Corona	NaN	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$
##	30	Valiant	NaN	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	${\tt NaN}$	${\tt NaN}$
##	31	Volvo 142E	NaN	NaN	NaN	NaN	 NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
##											

[32 rows x 12 columns]

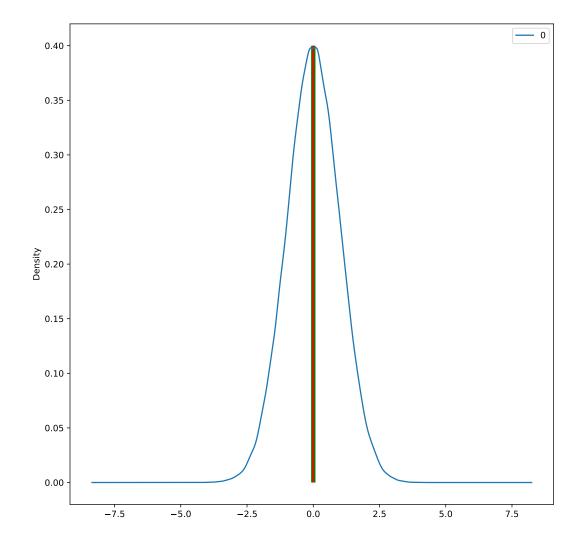
Medidas vs distribuciones

```
# Con distribución normal
norm_data = pd.DataFrame(np.random.normal(size=100000))
norm_data.plot(kind="density", figsize=(10,10))

## Media y mediana estan muy cerca de cero
plt.vlines(norm_data.mean(), ymin = 0, ymax = 0.4, linewidth=5.0, color = "green")
plt.vlines(norm_data.median(), ymin = 0, ymax = 0.4, linewidth=2.0, color = "red")

plt.show()

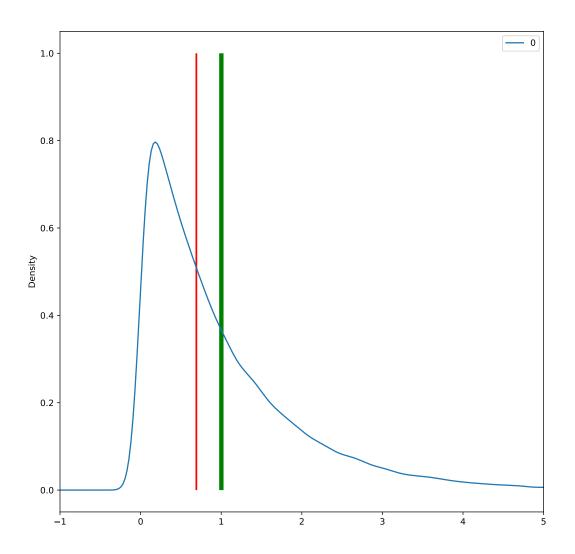
# Con distribución exponencial que tiene sesgo
```



```
skewed_data = pd.DataFrame(np.random.exponential(size=100000))
skewed_data.plot(kind="density", figsize=(10,10), xlim = (-1,5))

# Media y mediana estan mas alejadas
plt.vlines(skewed_data.mean(), ymin = 0, ymax = 1.0, linewidth=5.0, color = "green")
plt.vlines(skewed_data.median(), ymin = 0, ymax = 1.0, linewidth=2.0, color = "red")
plt.show()

# Con otra distribución normal
```



```
norm_data = np.random.normal(size=50)
outliers = np.random.normal(15, size=3)
```

```
combined_data = pd.DataFrame(np.concatenate((norm_data, outliers), axis = 0))

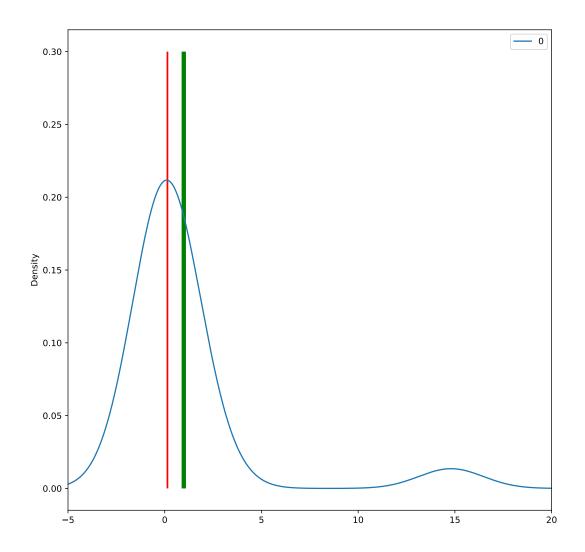
combined_data.plot(kind="density", figsize=(10,10), xlim = (-5,20))

# La media queda desplazada a la derecha, es muy sensible a los outliers

plt.vlines(combined_data.mean(), ymin = 0, ymax = 0.3, linewidth=5.0, color = "green")

plt.vlines(combined_data.median(), ymin = 0, ymax = 0.3, linewidth=2.0, color = "red")

plt.show()
```



Medidas de dispersión

Describen la variación de los datos

Rango de mpg, five nums, cuartiles

```
# Rango de milla por galon
rang = max(data["mpg"]) - min(data["mpg"])
print(rang)
# Los cinco percentiles que ayudan a describir la dispersión de una variable
## 23.5
five_nums = [mtcars["mpg"].quantile(0),
            mtcars["mpg"].quantile(0.25),
            mtcars["mpg"].quantile(0.5),
           mtcars["mpg"].quantile(0.75),
            mtcars["mpg"].quantile(1.0)
print(five_nums)
\# Una función de R que da directamente esos five numbers
## [10.4, 15.425, 19.2, 22.8, 33.9]
print(mtcars["mpg"].describe())
# Rango intercuartilico
## count
          32.000000
## mean
          20.090625
           6.026948
## std
          10.400000
## min
          15.425000
## 25%
## 50%
           19.200000
           22.800000
## 75%
           33.900000
## max
## Name: mpg, dtype: float64
print(mtcars["mpg"].quantile(0.75) - mtcars["mpg"].quantile(0.25))
# El bolxpot
```

7.375

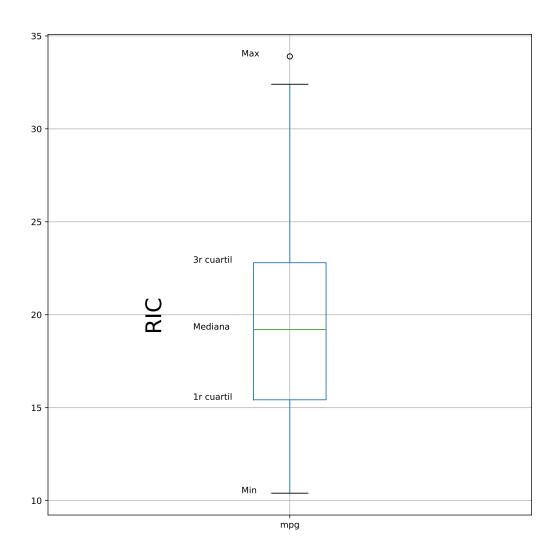
```
data.boxplot(column = "mpg", return_type = "axes", figsize = (10,10))

## Pongo nombres
plt.text(x=0.8, y = mtcars["mpg"].quantile(0.25), s = "1r cuartil")
plt.text(x=0.8, y = mtcars["mpg"].quantile(0.5), s = "Mediana")
plt.text(x=0.8, y = mtcars["mpg"].quantile(0.75), s = "3r cuartil")

plt.text(x=0.9, y = mtcars["mpg"].quantile(0), s = "Min")
plt.text(x=0.9, y = mtcars["mpg"].quantile(1), s = "Max")

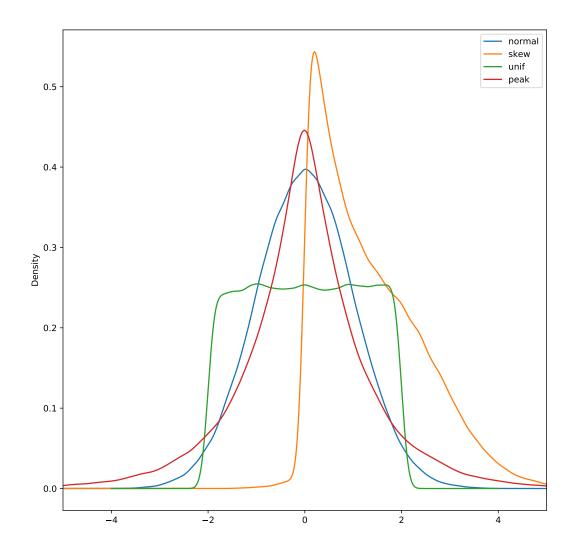
plt.text(x = 0.7, y = mtcars["mpg"].quantile(0.5), s = "RIC", rotation = 90, size = 25) # El rotation r

plt.show()
```



Varianza y desviación típica

```
# Variacion
print(data["mpg"].var())
# Desviación tipica
#cambia de manera rapida por influencia de sesgo o outliers
## 36.32410282258064
print(data["mpg"].std())
# Desviacion mediana absoluta
#es dificil que cambie de manera rapida por influencia de sesgo o outliers
## 6.026948052089104
mad = abs(data["mpg"] - data["mpg"].median())
k = 1.4826 # Es un valor deducido de la estadistica (siempre es este)
print(mad.median()*k)
## 5.411490000000001
El sesgo y la curtosis
El sesgo indica la simetria o asimetria de una distribución
La curtosis mide como de picuda es la distribucion.
# Sesgo
print(data["mpg"].skew()) # Tira mas hacia la derecha (positivo)
# Curtosis
## 0.6723771376290805
print(data["mpg"].kurt()) # Es bastante neutro porque se acerca a 0
## -0.0220062914240855
# Vemos como quedan el sesgo y la curtosis comparando dos distribuciones diferenctes
## Distribución con sesqo bastante neutro
norm = np.random.normal(size=100000)
## Una distribución con sesgo a la izquierda
skew = np.concatenate((np.random.normal(size=35000)+2,
                      np.random.exponential(size=65000)),
                      axis = 0)
```



```
print("Normal, Sesgo = %f, Curtosis = %f"%(data["normal"].skew(), data["normal"].kurt()))

## Normal, Sesgo = 0.010592, Curtosis = 0.006434

print("Normal+Exp, Sesgo = %f, Curtosis = %f"%(data["skew"].skew(), data["skew"].kurt()))

## Normal+Exp, Sesgo = 0.984666, Curtosis = 1.088310

print("Uniforme, Sesgo = %f, Curtosis = %f"%(data["unif"].skew(), data["unif"].kurt()))

## Uniforme, Sesgo = -0.007588, Curtosis = -1.199385
```

```
print("Suma de Exp, Sesgo = %f, Curtosis = %f"%(data["peak"].skew(), data["peak"].kurt()))
## Suma de Exp, Sesgo = 0.021037, Curtosis = 2.939710
```

La normal es una distribucion totalmente simetrica

La suma de la normal mas la exponencial tienen un sesgo positivo, por lo que la mayoria de datos a la izquierd.

La uniforme como la suma de las dos exponenciales, un sesgo muy cercano a 0. Mientras que con la curtosis a mas plana menos pico y cuanto mas afilado el pico mayor curtosis.