

0.1. Introducción

En esta actividad se analizan datos de una estación de meteorología ubicada en un campo de nogal. Se descargan datos del año 2009 y parte del 2010.

Se aprende a eliminar múltiples columnas sin nombre y con datos vacíos de nuestra base de datos, de manera en que solamente se trabaja con los datos útiles.

Después se aprende a realizar correlaciones o dependencia entre variables y después se utiliza Matplotlib y Seaborn para realizar un mapa de correlaciones y se compara el uso de Seaborn y Matplotlib. Por último, se realizan gráficas de dispersión en aquellas variables conde la correlación sea mayor a 0.6 entre ellas.

0.2. Código y desarrollo

De manera inicial, se descargan las librerías con las cuales se trabajará:

```
from string import ascii_letters
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
import math
Y se descarga el archivo de datos y se observa el tipo de datos:
df = pd.read_csv('meteonogal.csv', sep=',', engine='python')
df.dtypes
[OUT]
DATE
                 object
TIME
                 object
                float64
Unnamed: 2
Unnamed: 3
                float64
u_Avg
                 object
                 object
v_Avg
w_Avg
                 object
                 object
t_Avg
                 object
kh20_Avg
net_rad_Avg
                 object
shf1_Avg
                 object
shf2_Avg
                 object
vv_Avg
                 object
                 object
airT_Avg
rh_Avg
                float64
e_sat_Avg
                 object
e_Avg
                 object
h2o_hmp_Avg
                 object
                float64
Unnamed: 18
Unnamed: 19
                 object
Unnamed: 20
                 object
Unnamed: 21
                float64
Unnamed: 22
                 object
Unnamed: 23
                 object
Unnamed: 24
                 object
Unnamed: 25
                 object
```

```
object
Unnamed: 26
                 object
Unnamed: 27
Unnamed: 28
                 object
Unnamed: 29
                 object
Unnamed: 30
                 object
Unnamed: 31
                 object
Unnamed: 32
                 object
Unnamed: 33
                 object
Unnamed: 34
                 object
Unnamed: 35
                 object
dtype: object
```

[IN]

Se observa que se encuentra un gran número de columnas sin nombre y sin datos, por lo que se eliminan de la base de datos:

```
# para eliminar columnas sin información, se buscó la manera
# de eliminar aquellas que no estén nombradas 'unnamed'
df = df.drop(df.columns[df.columns.str.contains('unnamed:',case = False)],axis = 1)
df.head()
[TUO]
DATE
                object
TIME
                object
                object
u_Avg
                object
v_Avg
w_Avg
                object
t_Avg
                object
kh20_Avg
                object
                object
net_rad_Avg
                object
shf1_Avg
shf2_Avg
                object
vv_Avg
                object
airT_Avg
                object
               float64
rh_Avg
                object
e_sat_Avg
e_Avg
                object
h2o_hmp_Avg
                object
dtype: object
```

Ya que el primer renglón de la base de datos solamente muestra las unidades con las que se mide cada variable, también se elimina.

```
df = df.drop([0], axis=0)
```

Se hacen convierten las variables a "float".

```
[IN
]df[df.columns[2:16]] = df[df.columns[2:16]].astype(float)
df.dtypes

[OUT]
DATE         object
TIME         object
u_Avg         float64
v_Avg         float64
```

```
w_Avg
               float64
t_Avg
               float64
kh20_Avg
               float64
net_rad_Avg
               float64
shf1_Avg
               float64
               float64
shf2_Avg
vv_Avg
               float64
airT_Avg
             float64
rh_Avg
              float64
e_sat_Avg
               float64
               float64
e_Avg
h2o_hmp_Avg
               float64
dtype: object
Se realiza una matríz de correlaciones:
corr = df.corr()
corr
Se utiliza Seaborn para generar un mapa de correlaciones, cuyo resultado se muestra en la Figura 1.
#Utilizando Seaborn
# Generate a mask for the upper triangle
mask = np.zeros_like(corr, dtype=np.bool)
mask[np.triu_indices_from(mask)] = True
# Set up the matplotlib figure
f, ax = plt.subplots(figsize=(11, 9))
# Generate a custom diverging colormap
cmap = sns.diverging_palette(220, 10, as_cmap=True)
# Draw the heatmap with the mask and correct aspect ratio
sns.heatmap(corr, mask=mask, cmap=cmap, vmax=.3, center=0,
            square=True, linewidths=.5, cbar_kws={"shrink": .5})
Después se genera el mismo mapa de correlaciones utilizando Matplotlib y se muestra en la Figura 2.
#Utilizando Matplotlib.
fig, matriz = plt.subplots()
#Establecemos el tamaño de los ejes.
matriz.set_xticks(np.arange(len(corr)))
matriz.set_yticks(np.arange(len(corr)))
#Mostrando los nombre de cada variable
matriz.set_xticklabels(corr)
matriz.set_yticklabels(corr.columns[::-1])
#rotando las etiquetas
plt.setp(matriz.get_xticklabels(), rotation=80, ha="right",rotation_mode="anchor")
#Graficamos las correlaciones
plt.imshow(corr,cmap='viridis', interpolation='nearest')
```

u_Avg
v_Avg
w_Avg
t_Avg
t_Avg
h20_Avg
net_rad_Avg
shf1_Avg
shf2_Avg
-0.15

-0.00

-0.15

-0.00

-0.15

-0.00

-0.15

Figura 1: Mapa de correlaciones Seaborn

matriz.set_title("Matplotlib")
plt.show()

e_Avg h2o_hmp_Avg

Se realizan gráficas de dispersiones con aquellas variables cuyas correlaciones fueron mayores a 0.6.

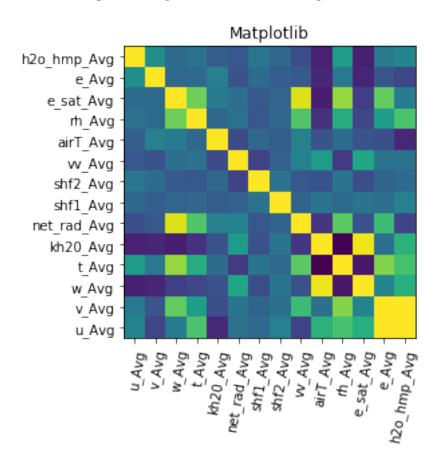
ret_rad_Avg -

```
w_Avg y t_Avg con corr = 0.667294 en Figura 3
w_Avg y vv_Avg con corr = 0.923685 en Figura 4
w_Avg y rh_Avg con corr = 0.760058 en Figura 5
w_Avg y e_Avg con corr = 0.641772 en Figura 6
vv_Avg y rh_Avg con corr = 0.624201 en Figura 7
airT_Avg y e_sat_Avg con corr = 0.963527 en Figura 8
rh_Avg y e_Avg con corr = 0.722503 en Figura 9
e_Avg y h2o_hmp_Avg con corr = 0.999154 en Figura 10
```

0.3. Comentarios finales

La utilización de Seaborn representa una manera más facil e ilustrativa de representar los datos, muestra una variedad de imágenes coloridas y fáciles de generar así como interpretar.

Figura 2: Mapa de correlaciones Matplotlib



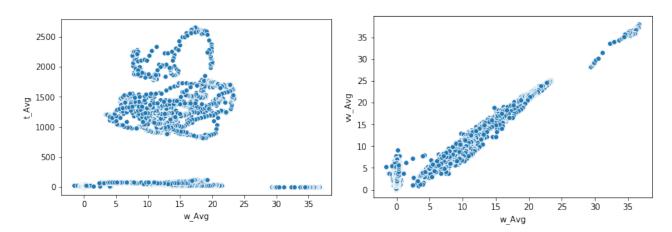


Figura 3: w_Avg y t_Avg. Corr = 0.667

Figura 4: w_Avg y vv_Avg. Corr = 0.923

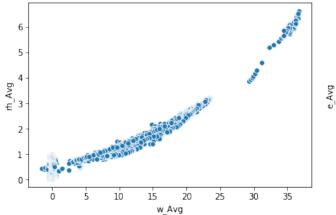
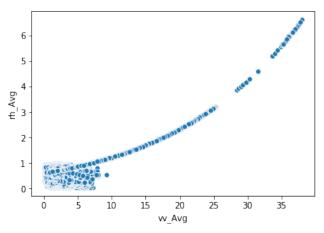


Figura 5: w_Avg y rh_Avg. Corr = 0.760

Figura 6: w_Avg y e_Avg. Corr = 0.641



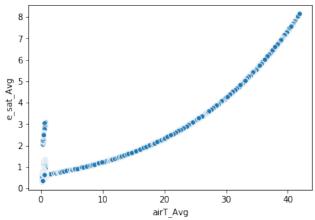
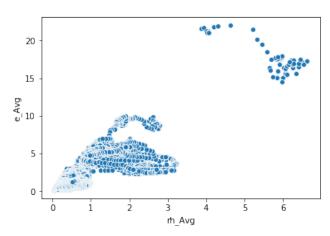


Figura 7: vv_Avg y rh_Avg. Corr = 0.624

Figura 8: airT_Avg y e_Avg. Corr = 0.963



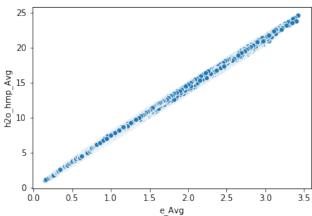


Figura 9: rh_Avg y e_Avg. Corr = 0.722

Figura 10: e_Avg y h2o_hmp_Avg. Corr = 0.999