memoria

February 4, 2022

1 Libraries

```
[]: #
            DATA
    # ====== #
    import pandas as pd
    import numpy as np
    from scipy import stats
    import time
    import random
    import math
          PLOTING
    # ======== #
    from PIL import Image
    import matplotlib.pyplot as plt
    import seaborn as sns
    sns.set_theme(style="white")
    #
           TimeSeries
     from statsmodels.tsa.seasonal import seasonal_decompose
    from statsmodels.tsa.stattools import acf , pacf
    from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_acf , plot_pacf
    from sklearn.linear_model import LinearRegression
    from sklearn.linear_model import Lasso
    from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
    from sklearn.metrics import mean_squared_error
    from sklearn.preprocessing import StandardScaler
    from sklearn.pipeline import make_pipeline
    from skforecast.ForecasterAutoreg import ForecasterAutoreg
    from skforecast.ForecasterAutoregCustom import ForecasterAutoregCustom
    from \ skforecast. Forecaster \texttt{AutoregMultiOutput} \ import \ Forecaster \texttt{AutoregMultiOutput}
```

```
from skforecast.model_selection import grid_search_forecaster
    from skforecast.model_selection import backtesting_forecaster
    from joblib import dump, load
           OTHERS
    # ======= #
    from sklearn.inspection import permutation_importance
    import multiprocessing
    from python.funcionesPropias import *
           WARNINGS
    # ======= #
    import warnings
    warnings.filterwarnings("ignore")
    import dill
[]: lineasMetro = pd.read_csv('../metroAnalisis/data/lineasMetro.csv', encoding=__
     →'latin-1')
[]: lineasMetro['Linea'] = lineasMetro.index
    lineasMetro.fillna('-', inplace= True )
    lineasMetro['Terminales'] = lineasMetro['Terminales'].apply(lambda x : '-'.
     \rightarrow join(x.split('\x96')) if len(x.split('\x96')) >1 else x )
    lineasMetro.drop(['Gálibo','Andén'], axis = 1, inplace= True)
```

2 Motivación

El Metro de Madrid fué inagurado en 1919 por el rey Alfonso XIII, aquella primera "red" de Metro constaba únicamente con ocho paradas, desde la Puerta del Sol hasta Cuatro Caminos. Tuvo tal éxito el nuevo medio de transporte en la ciudad que fué usado por más de 14 millones de usuarios.

Actualmente el Metro de Madrid, es la segunda red de metro mas extensa de la Unión Europea y la cuerta del mundo, consta de 13 líneas con 278 paradas distribuidas por toda la ciudad, creando una gran red de transporte de casi 290km, estableciendo la red de transporte más eficiente de la capital.

```
[]: display(lineasMetro.set_index('Linea'))
print('Tabla extraída de wikipedia')
```

	Terminales	Longitud	Estaciones
Línea			
0	Pinar de Chamartín - Valdecarros	20,8 km	31
1	Las Rosas - Cuatro Caminos	14 km	20
2	Villaverde Alto - Moncloa	16,4 km	18
3	Argüelles - Pinar de Chamartín	16 km	23
4	Alameda de Osuna - Casa de Campo	23,2 km	32

5	Circular	23,5 km	28
6	Hospital de Henares - Pitis	31,2 km	29
7	Nuevos Ministerios - Aeropuerto T4	16,5 km	8
8	Paco de Lucía - Arganda del Rey	38,0 km	26
9	Hospital Infanta Sofía - Puerta del Sur	39,9 km	31
10	Plaza Elíptica - La Fortuna	5,3 km	7
11	MetroSur (Circular)	40,7 km	28
12	Ópera - Príncipe Pío	1,1 km	2
13	-	285,1 km	278

Tabla extraída de wikipedia

En la Comunidad de Madrid (CAM) el transporte público preferido por los Madrileños es el Metro y en los tiempos que nos encontramos (de pandemia), resultaría interesante estimar el volumen de pasajeros que recibirá el Metro en distintos instantes del tiempo.

Apoyados en la temperatura, viento, presión atmosférica y cantidad de rayoUV, vamos a intentar predecir la cantidad de viajeros en el metro de manera mensual (debido a que no he encontrado datos diarios, o incluso por horas).

```
[]: df = pd.read_csv('./data/dfFinal.csv')
    print(f"Tenemos {df.shape[1]} columnas y {df.shape[0]} filas")
    df.drop(['mes_x', 'ano_x', 'mes_y', 'ano_y', 'festividad'], axis=1, inplace=True)
```

Tenemos 25 columnas y 396 filas

```
[]:
                 volumenMetro
                                    tmed
                                               prec
                                                          tmin
                                                                     tmax
     fecha
     2000-02-01
                       92.705 10.748276
                                           5.448276
                                                     16.031034 16.413793
     2000-03-01
                      102.479
                              12.080645
                                           6.777419
                                                     17.380645
                                                                13.645161
     2000-04-01
                       83.902 10.683333
                                           6.273333
                                                     15.103333
                                                                22.133333
     2000-05-01
                       94.966
                               17.993750
                                          12.743750
                                                     23.228125
                                                                20.531250
     2000-06-01
                       93.300
                               24.047917
                                          16.800000
                                                     31.293750
                                                                17.791667
                      dir
                            velmedia
                                           racha
                                                     presMax
                                                                presMin
                                                                           tmedStd \
     fecha
     2000-02-01 1.420690
                            6.934483 951.093103 948.058621
                                                               7.506897
                                                                         1.273247
```

```
2000-03-01
            2.070968
                        9.219355
                                  944.209677
                                               940.735484
                                                             7.683871
                                                                       2.656617
2000-04-01
            2.713333
                       11.303333
                                  935.190000
                                               929.673333
                                                             5.490000
                                                                       2.226809
2000-05-01
            1.843750
                        8.325000
                                  939.990323
                                               936.858065
                                                             7.593548
                                                                       3.645318
2000-06-01
            2.175510
                       10.525000
                                  943.486667
                                               939.403333
                                                            11.873333
                                                                       3.326681
                                   tmaxStd
                                                       velmediaStd rachaStd
             precStd
                        tminStd
                                               dirStd
fecha
2000-02-01
            1.300720
                       1.816217
                                 11.527970
                                             0.567186
                                                           2.655490
                                                                     2.976807
2000-03-01
            2.140827
                       3.629272
                                 11.122195
                                             0.922024
                                                           2.253208
                                                                     5.756061
2000-04-01
            2.156135
                       2.864345
                                  6.398994
                                             1.055277
                                                           3.509640
                                                                     5.997721
2000-05-01
            2.887229
                       4.534899
                                  8.900831
                                             0.513644
                                                           1.796771
                                                                     2.984890
2000-06-01
            3.140741
                       3.973605
                                 14.657738
                                             0.904279
                                                           1.984354
                                                                     2.678488
            presMaxStd presMinStd
fecha
2000-02-01
              3.085625
                           2.315619
2000-03-01
              5.790483
                           3.059967
              7.550745
                           3.670606
2000-04-01
2000-05-01
              3.375181
                           4.039879
2000-06-01
              3.037068
                           2,629663
```

Hemos recogido los datos desde Enero de 2000 hasta Diciembre de 2019 de volumen de pasajeros, datos climatológicos como temperatura, viento y presión medias y sus desviaciones típicas menusuales. Los datos han sido extraidos del banco de datos del ayuntamiento de Madrid y de la AEMET.

Hemos tenido que realizar una imputación de algunos de los datos, pues había datos nulos de presión atmosférica. El método utilizado, al tratarse de una serie temporal, ha sido la interpolación que ofrece la librería pandas.

```
[]: df = df.interpolate(method='time')
```

3 EDA

Nuestro dataframe consta de varias partes diferenciadas.

La fecha, que tiene una frecuencia mensual, como hemos expuesto, no hemos conseguido extraer los datos diarios del metro de Madrid, por lo que hemos tenido que optar por los datos Mensuales.

El resto de datos, podemos diferenciar el volumen de pasajeros de los datos climatológicos. Vamos a realizar un análisis exploratorio de los datos, tanto del volumen de pasajeros, como los datos climatológicos, buscando alguna relación y viendo si podemos hacer alguna modificación de los mismos (crear nuevas variables o Featuring engineering) que nos permita agudizar nuestra predicción.

3.1 Volumen de pasajeros

Estos datos han sido extraidos de Banco de datos del ayuntamiento de Madrid el dato viene informado miles de viajeros que están registrados en la agencia de viajeros de la CAM.

[]: display(df.volumenMetro.describe().to_frame().T)

```
count mean std min 25% 50% 75% \volumenMetro 239.0 88.589019 12.173598 48.479 84.0535 91.535 96.3655
```

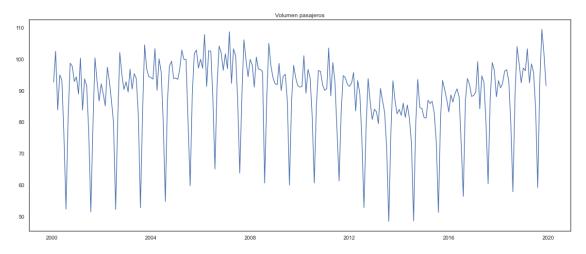
max volumenMetro 109.412

En el gráfico vemos como nos encontramos ante una serie casi en su totalidad estacionaria, hemos tenido que lidiar con una mala extracción de los datos, pues en el año 2010 aparecía una gran caida de pasajeros. La decisión ha sido utilizar la media del año anterior y posterior, es decir, la media entre los datos de 2019 y 2021.

Vemos como claramente hay una componente estacionaria en la cantidad de viajeros.

```
[]: fig, (ax1) = plt.subplots(1,1,figsize=(20,8))
  fig.suptitle("Datos de cantidad de volumen de pasajeros en el metro")
  ax1.plot(df.volumenMetro)
  ax1.set_title('Volumen pasajeros')
  fig.show()
```

Datos de cantidad de volumen de pasajeros en el metro



Vamos como tenemos un total de 239 filas. La media mensual de pasajeros es de casi 86 mil pasajeros menuales con una desviación típica de 12 mil, siendo el minimo registro de 48 mil y el máximo 109 mil pasajeros. Esta tabla la podemos representar en un gráfico de cajas y bigotes (boxplot)

```
[]: fig, (ax1,ax2) = plt.subplots(1,2, figsize=(12,8))
ax1.boxplot(df['volumenMetro'])
ax1.text(1,40, "Fig 1.: Gráfico boxplot e histograma del volumen de Pasajeros

del metro")
ax1.set_xticklabels('')
ax2.hist(df['volumenMetro'])
```



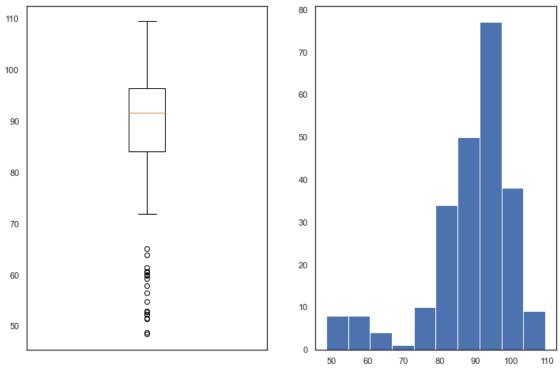


Fig 1.: Gráfico boxplot e histograma del volumen de Pasajeros del metro

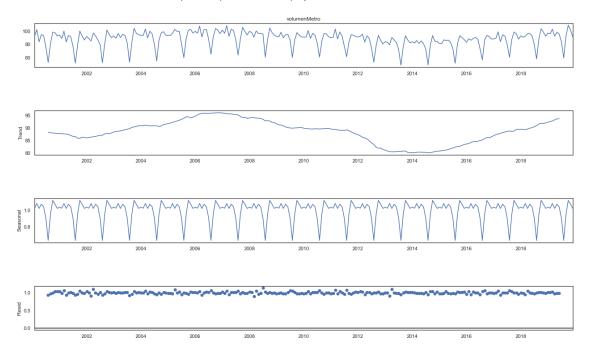
En ambos gráficos se ve como la distribución no es simétrica, pues la media se situa a por encima de la mediana. Además, vemos como tenemos valores extremos o atípicos en los datos cercanos al mínimo, esto es normal al tratarse de una distribución no simétrica.

Podemos realizar una descomposición de serie temporal, para analizar la tendencia, la componente estacionaria y los residuos.

```
[]: resultV=seasonal_decompose(df['volumenMetro'], model='multiplicable')
fig = resultV.plot()
fig.suptitle('Descomposición multiplicativa del volumen de pasajeros en el

→Metro de Madrid')
fig.set_size_inches(20, 12)
fig.show()
```





Viendo la serie, vemos como la tendencia parece que tiene un comportamiento cíclico, pues empieza con tendencia ascendiente, pasa a descendiente y posteriormente a partir del año 2014 vuelve a producirse una bajada. Aunque no hemos querido representar los datos apartir del año 2020 debido a la pandemia, la tendencia seguiría el mismo comportamiento descrito, pues quizá no empeoraría la calidad del modelo.

Si nos fijamos en la componente estacional, es muy claro que existe estacionalidad, podemos ver los coeficientes en la siguiente tabla:

```
[]: print('Componente estacional de volumen pasajeros')
tabla1 = resultV.seasonal.to_frame().head(12).T
tabla1.columns =

→['Enero','Febrero','Marzo','Abril','Mayo','Junio','Julio','Agosto','Septiembre','Octubre','
tabla1
```

Componente estacional de volumen pasajeros

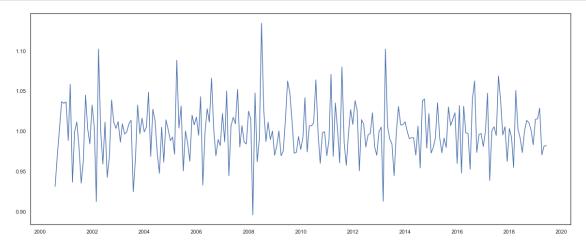
```
[]:
                           Febrero
                   Enero
                                        Marzo
                                                   Abril
                                                               Mayo
                                                                        Junio
               1.026063
                                     1.022927
                                                1.073622
                                                          1.042025
                                                                     0.906174
     seasonal
                          1.082559
                   Julio
                            Agosto
                                     Septiembre
                                                            Noviembre
                                                                        Diciembre
                                                   Octubre
     seasonal 0.637445
                          0.953794
                                       1.120254
                                                  1.073352
                                                               1.02354
                                                                         1.038242
```

Analizando estos coeficientes, vemos como claramente en Julio se produce una bajada muy pronunciada de los pasajeros en el metro, con un 36% menos de viajeros, recordemos que los datos son de pasajeros registrados en el consorcio de transporte, es decir, únicamente viajeros que tienen el abono transporte, esto tiene sentido pues en Junio, Julio y Agosto es periodo vacacional. El mayor

pico de viajeros se registra cada año en Septiembre, con 12% más de usuarios, con la vuelta de vacaciones, esto es lo que produce los picos tan pronunciados en la gráfica.

Veamos ahora los residuos:

```
[]: plt.figure(figsize=(20,8))
  plt.plot(resultV.resid.to_frame())
  plt.show()
```



```
[]: tabla2 = resultV.resid.to_frame().iloc[11:23].T
tabla2.columns =

['Enero', 'Febrero', 'Marzo', 'Abril', 'Mayo', 'Junio', 'Julio', 'Agosto', 'Septiembre', 'Octubre', '

print('Tabla de residuos del año 2001')
tabla2
```

Tabla de residuos del año 2001

```
[]: Enero Febrero Marzo Abril Mayo Junio Julio \
resid 1.036299 0.98815 1.058182 0.936173 0.998952 1.011319 0.980676
```

Agosto Septiembre Octubre Noviembre Diciembre resid 0.934949 0.963582 1.044666 1.002424 0.983892

```
[]: print('Tabla de estadisticos de los residuos')
resultV.resid.to_frame().describe().T
```

Tabla de estadisticos de los residuos

```
[]: count mean std min 25% 50% 75% \
resid 227.0 0.999775 0.034096 0.895321 0.980063 0.999391 1.014903
```

max resid 1.13436

Veamos como los residuos tienen media 1, con una desviación típica 0.034 podemos continuar con el análisis viendo el autocorrelograma y el autocorrelograma parcial con un retardo de 48 meses

