

TP Ciencia de datos - Grupo 4 - 2019

Alumnos: Herman, Luka / Prchal, Leandro

Mentor: Magallanes, Hernan

Temario

1. Selecccion de Data Set y Dimensionamiento
2. Analisis Exploratorio de Datos (EDA)
3. Reduccion de muestra para aplicarcion de ML
4. Aplicacion de Aprendizaje supervisado : SVM con Cross Validation + KNN

1 - Selecccion de Data Set (EcoBicis 2018 - GCBA) y Dimensionamiento

```
In [1]: import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import datetime as dt
from sklearn import preprocessing
```

```
In [2]: d.read_csv(r'C:\Users\Leandro\Desktop\UTN\Ciencia de Datos\TP Bicicletas publicas\recorridos-realizados-2018.csv', de1
```

```
In [3]: np.shape(bicis)
```

```
Out[3]: (2619968, 9)
```

```
In [4]: bicis.head()
```

```
Out[4]:
```

	bici_id_usuario	bici_Fecha_hora_retiro	bici_tiempo_uso	bici_nombre_estacion_origen	bici_estacion_origen	bici_nombre_estacion_destino	
0	5453	2018-01-01 00:08:05	00:19:53.000000000	Uruguay	45	Virrey Cevallos	
1	673	2018-01-01 00:18:05	00:26:19.000000000	Posadas	189	Guardia Vieja	
2	179119	2018-01-01 00:20:14	00:27:39.000000000	Hospital Rivadavia	50	Padilla	
3	400147	2018-01-01 00:20:22	00:48:51.000000000	Macacha Güemes	111	Acuña de Figueroa	
4	400156	2018-01-01 00:20:31	00:49:27.000000000	Macacha Güemes	111	Acuña de Figueroa	

2 - Analisis Exploratorio de Datos (EDA)

```
In [5]: columnas_bicis = bicis.columns
columnas_bicis
```

```
Out[5]: Index(['bici_id_usuario', 'bici_Fecha_hora_retiro', 'bici_tiempo_uso',
'bici_nombre_estacion_origen', 'bici_estacion_origen',
'bici_nombre_estacion_destino', 'bici_estacion_destino', 'bici_sexo',
'bici_edad'],
dtype='object')
```

```
In [6]: # Busqueda de Nans
col_NaN = bicis.isnull().any()
print(col_NaN, '\r\n')

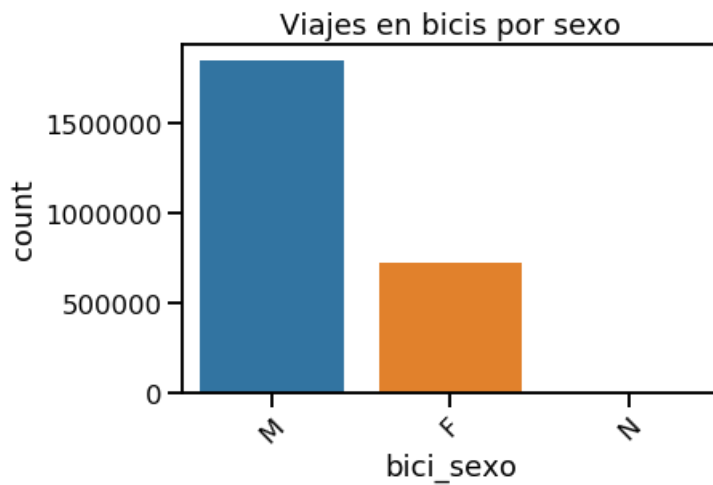
bici_id_usuario      False
bici_Fecha_hora_retiro False
bici_tiempo_uso       True
bici_nombre_estacion_origen False
bici_estacion_origen  False
bici_nombre_estacion_destino False
bici_estacion_destino False
bici_sexo             False
bici_edad             False
dtype: bool
```

```
In [7]: # Se eliminan Los Nans
bicis.dropna(how = 'any', inplace = True)
```

```
In [8]: # Tamaño de muestra despues de eliminar los nulls
np.shape(bicis)
```

```
Out[8]: (2576245, 9)
```

```
In [9]: # Se grafica Cantidad de viajes por sexo
sns.set_context("talk")
az = sns.countplot(x="bici_sexo", data=bicis)
plt.xticks(rotation=45)
plt.title("Viajes en bicis por sexo")
plt.show()
```



```
In [10]: tot = bicis['bici_sexo'].count()
tot = int(tot)
tot
```

```
Out[10]: 2576245
```

```
In [11]: leSexo = preprocessing.LabelEncoder()
bicis['bici_sexo'] = leSexo.fit_transform(bicis['bici_sexo'])
# 1 es Masculino, 0 es Femenino y 2 es No definido
bicis['bici_sexo'].head()
```

```
Out[11]: 0    1
1    1
2    0
3    1
4    0
Name: bici_sexo, dtype: int32
```

```
In [12]: bicis['bici_sexo'].value_counts()
```

```
Out[12]: 1    1850204
0     725973
2         68
Name: bici_sexo, dtype: int64
```

```
In [13]: Porc_M = (1850204 / tot) *100
Porc_M
```

```
Out[13]: 71.81785893810564
```

```
In [14]: Porc_F = (725973 / tot) *100
Porc_F
```

```
Out[14]: 28.179501561381002
```

```
In [15]: Porc_N = (68 / tot) *100
Porc_N
```

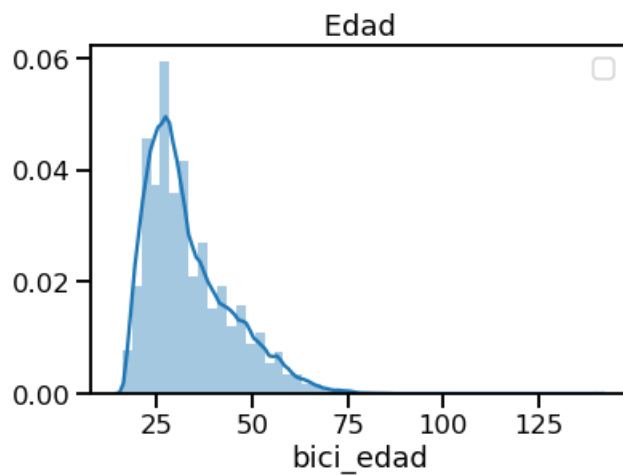
```
Out[15]: 0.002639500513344034
```

```
In [16]: # Busco Los cuartiles de La edad de Los usuarios
bicis['bici_edad'].describe()
```

```
Out[16]: count      2.576245e+06
mean        3.324418e+01
std         1.112505e+01
min         1.600000e+01
25%         2.500000e+01
50%         3.000000e+01
75%         3.900000e+01
max         1.400000e+02
Name: bici_edad, dtype: float64
```

```
In [17]: # Grafico distribucion de edad de usuarios
sns.distplot(bicis.bici_edad )
plt.title(" Edad ")
plt.legend()
plt.show()
```

No handles with labels found to put in legend.



```
In [18]: # Los datos de tiempo de uso estan en formato string -> Los paso a formato numerico para poder operarLos
TdU= bicis['bici_tiempo_uso'].str.split(" ",n=7,expand = True)
TdU.head()
```

```
Out[18]:
```

	0	1	2	3	4	5	6	7
0	0			d	a	y	s	00:19:53.000000000
1	0			d	a	y	s	00:26:19.000000000
2	0			d	a	y	s	00:27:39.000000000
3	0			d	a	y	s	00:48:51.000000000
4	0			d	a	y	s	00:49:27.000000000

```
In [19]: minutos = TdU.iloc[:,7].str.slice(4,6,1).astype(int)
horas = TdU.iloc[:,7].str.slice(0,3,1).astype(int)
mins_tot = horas*60 + minutos
```

```
In [20]: #Muestro todos los tiempos de uso expresados en minutos totales por viaje
mins_tot.head()
```

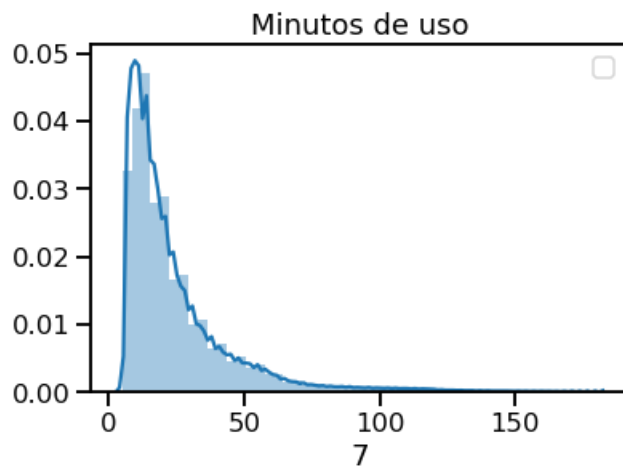
```
Out[20]: 0    19
1    26
2    27
3    48
4    49
Name: 7, dtype: int32
```

```
In [21]: mins_tot.describe()
```

```
Out[21]: count    2.576245e+06
mean      2.527956e+01
std       2.286918e+01
min       5.000000e+00
25%      1.100000e+01
50%      1.800000e+01
75%      3.000000e+01
max      1.800000e+02
Name: 7, dtype: float64
```

```
In [22]: # Grafico distribucion de minutos de uso por viaje
sns.distplot(mins_tot)
plt.title("Minutos de uso")
plt.legend()
plt.show()
```

No handles with labels found to put in legend.



```
In [23]: # Los datos de Hora de Retiro estan en formato string -> Los paso a formato numerico para poder operarlos
FdR= bicis['bici_Fecha_hora_retiro'].str.split(" ",n=11,expand = True)
FdR.head()
```

```
Out[23]:
```

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
0	2	0	1	8	-	0	1	-	0	1	00:08:05	
1	2	0	1	8	-	0	1	-	0	1	00:18:05	
2	2	0	1	8	-	0	1	-	0	1	00:20:14	
3	2	0	1	8	-	0	1	-	0	1	00:20:22	
4	2	0	1	8	-	0	1	-	0	1	00:20:31	

```
In [24]: retiro_horas = FdR.iloc[:,11].str.slice(0,3,1).astype(int)
retiro_horas.head()
```

```
Out[24]: 0    0
1    0
2    0
3    0
4    0
Name: 11, dtype: int32
```

```
In [25]: bicis_v2 = bicis.join(retiro_horas)
bicis_v3 = bicis_v2.join(mins_tot)
bicis_v3.head()
```

```
Out[25]:
```

	bici_id_usuario	bici_Fecha_hora_retiro	bici_tiempo_uso	bici_nombre_estacion_origen	bici_estacion_origen	bici_nombre_estacion_destino
0	5453	2018-01-01 00:08:05	0 days 00:19:53.000000000	Uruguay	45	Virrey Cevallos
1	673	2018-01-01 00:18:05	0 days 00:26:19.000000000	Posadas	189	Guardia Vieja
2	179119	2018-01-01 00:20:14	0 days 00:27:39.000000000	Hospital Rivadavia	50	Padilla
3	400147	2018-01-01 00:20:22	0 days 00:48:51.000000000	Macacha Güemes	111	Acuña de Figueroa
4	400156	2018-01-01 00:20:31	0 days 00:49:27.000000000	Macacha Güemes	111	Acuña de Figueroa

```
In [26]: # Se elimina La columna Bici_tiempo_uso
del bicis_v3['bici_tiempo_uso']
```

```
In [27]: # Se elimina La columna bici_Fecha_hora_retiro
del bicis_v3['bici_Fecha_hora_retiro']
```

```
In [28]: # Rename de Las columnas
bicis_v3.columns = ['bici_id_usuario', 'bici_nombre_estacion_origen', 'bici_estacion_origen',
                    'bici_nombre_estacion_destino', 'bici_estacion_destino', 'bicisexo', 'biciedad', "Hora_retiro", "Tiempo_uso"]
```

```
In [29]: bicis_v3.head()
```

```
Out[29]:
```

	bici_id_usuario	bici_nombre_estacion_origen	bici_estacion_origen	bici_nombre_estacion_destino	bici_estacion_destino	bicisexo	biciedad
0	5453	Uruguay	45	Virrey Cevallos	183	1	45
1	673	Posadas	189	Guardia Vieja	110	1	61
2	179119	Hospital Rivadavia	50	Padilla	31	0	52
3	400147	Macacha Güemes	111	Acuña de Figueroa	54	1	27
4	400156	Macacha Güemes	111	Acuña de Figueroa	54	0	27

```
In [30]: plt.figure(figsize=(10,3))
sns.countplot(bicis_v3.Hora_retiro, color="Blue")
plt.xlabel("Hora de Retiro")
plt.title('Histograma de retiros por hora 2018',size = 20)
plt.ylabel("Count")
plt.show()
```



Definimos bandas de Tiempos de Uso / Edad / Franja horaria de Retiro

```
In [31]: # Bandas de Tiempo de Uso
bicis_v3.loc[(bicis_v3['Tiempo_uso'] >= 0) & (bicis_v3['Tiempo_uso'] <= 15), 'DuracionViaje'] = 'Corta duracion'
bicis_v3.loc[(bicis_v3['Tiempo_uso'] > 15) & (bicis_v3['Tiempo_uso'] <= 30), 'DuracionViaje'] = 'Media duracion'
bicis_v3.loc[(bicis_v3['Tiempo_uso'] > 30) & (bicis_v3['Tiempo_uso'] <= 1000), 'DuracionViaje'] = 'Larga duracion'
```

```
In [32]: DuracionViaje_Media = bicis_v3[['DuracionViaje', 'Tiempo_uso']].groupby(['DuracionViaje'], as_index=False).mean()  
DuracionViaje_Media
```

Out[32]:

	DuracionViaje	Tiempo_uso
0	Corta duracion	10.582560
1	Larga duracion	55.780803
2	Media duracion	21.657222

```
In [33]: DuracionViaje_Cantidad = bicis_v3[['DuracionViaje', 'Tiempo_uso']].groupby(['DuracionViaje'], as_index=False).count()  
DuracionViaje_Cantidad
```

Out[33]:

	DuracionViaje	Tiempo_uso
0	Corta duracion	1096598
1	Larga duracion	629374
2	Media duracion	850273

```
In [34]: # Bandas de Edad  
bicis_v3.loc[(bicis_v3['bici_edad'] >= 0) & (bicis_v3['bici_edad'] <= 18), 'GrupoEdad'] = 'Menor de Edad'  
bicis_v3.loc[(bicis_v3['bici_edad'] > 18) & (bicis_v3['bici_edad'] <= 35), 'GrupoEdad'] = 'Adulto Joven'  
bicis_v3.loc[(bicis_v3['bici_edad'] > 35) & (bicis_v3['bici_edad'] <= 65), 'GrupoEdad'] = 'Adulto Mayor'  
bicis_v3.loc[(bicis_v3['bici_edad'] > 65) & (bicis_v3['bici_edad'] <= 150), 'GrupoEdad'] = 'Jubilados'
```

```
In [35]: GrupoEdad_Cantidad = bicis_v3[['GrupoEdad', 'bici_edad']].groupby(['GrupoEdad'], as_index=False).count()  
GrupoEdad_Cantidad
```

Out[35]:

	GrupoEdad	bici_edad
0	Adulto Joven	1662581
1	Adulto Mayor	837328
2	Jubilados	25839
3	Menor de Edad	50497

```
In [36]: GrupoEdad_TdU = bicis_v3[['GrupoEdad', "Tiempo_uso"]].groupby(['GrupoEdad'], as_index=False).mean()  
GrupoEdad_TdU
```

Out[36]:

	GrupoEdad	Tiempo_uso
0	Adulto Joven	24.949375
1	Adulto Mayor	25.598123
2	Jubilados	31.990170
3	Menor de Edad	27.434818

```
In [37]: # Bandas Franjas Horarias de Retiro de Bicicleta  
bicis_v3.loc[(bicis_v3['Hora_retiro'] >= 0) & (bicis_v3['Hora_retiro'] <= 6), 'FranjaRetiro'] = 'Madrugada'  
bicis_v3.loc[(bicis_v3['Hora_retiro'] > 6) & (bicis_v3['Hora_retiro'] <= 12), 'FranjaRetiro'] = 'Mañana'  
bicis_v3.loc[(bicis_v3['Hora_retiro'] > 12) & (bicis_v3['Hora_retiro'] <= 18), 'FranjaRetiro'] = 'Tarde'  
bicis_v3.loc[(bicis_v3['Hora_retiro'] > 18) & (bicis_v3['Hora_retiro'] <= 25), 'FranjaRetiro'] = 'Noche'
```

```
In [38]: FranjaHoraria_Retiro = bicis_v3[['FranjaRetiro', "Hora_retiro"]].groupby(['FranjaRetiro'], as_index=False).count()  
FranjaHoraria_Retiro
```

Out[38]:

	FranjaRetiro	Hora_retiro
0	Madrugada	204500
1	Mañana	686602
2	Noche	569866
3	Tarde	1115277

In [39]:

bicis_v3.head()

Out[39]:

	bici_id_usuario	bici_nombre_estacion_origen	bici_estacion_origen	bici_nombre_estacion_destino	bici_estacion_destino	bici_sexo	bici_edad
0	5453	Uruguay	45	Virrey Cevallos	183	1	45
1	673	Posadas	189	Guardia Vieja	110	1	61
2	179119	Hospital Rivadavia	50	Padilla	31	0	52
3	400147	Macacha Güemes	111	Acuña de Figueroa	54	1	27
4	400156	Macacha Güemes	111	Acuña de Figueroa	54	0	27

In [40]:

Muestro la nueva dimension de mi muestra
np.shape(bicis_v3)

Out[40]:

(2576245, 12)

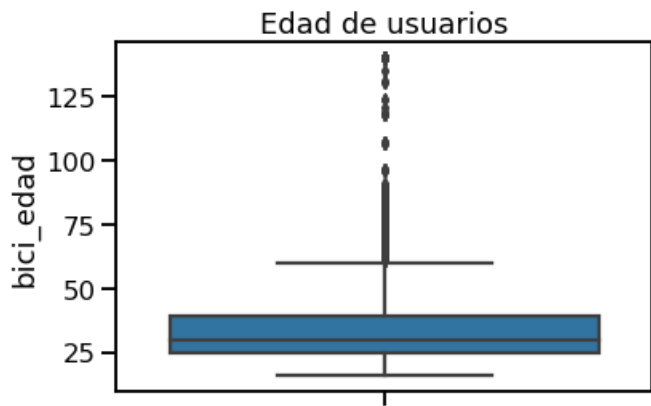
BoxPlot para identificar outliers + Descarte de outliers (Edad > 90 años)

In [41]:

ax = sns.boxplot(y = bicis_v3["bici_edad"])
plt.title("Edad de usuarios")

Out[41]:

Text(0.5, 1.0, 'Edad de usuarios')



In [42]:

Eliminamos outliers mayores a 90 años.

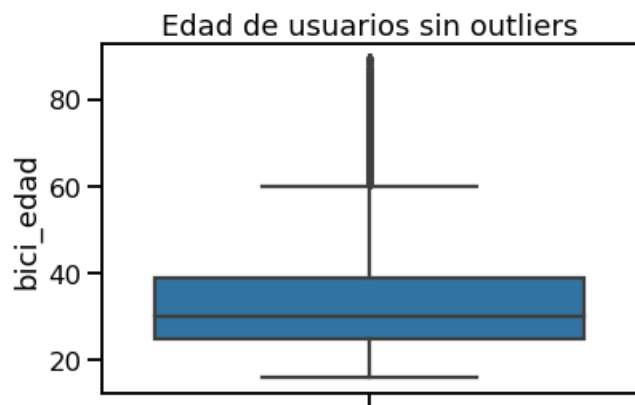
bicis_v3 = bicis_v3.drop(bicis_v3[bicis_v3['bici_edad'] >= 90].index)
np.shape(bicis_v3)

Out[42]:

(2576138, 12)

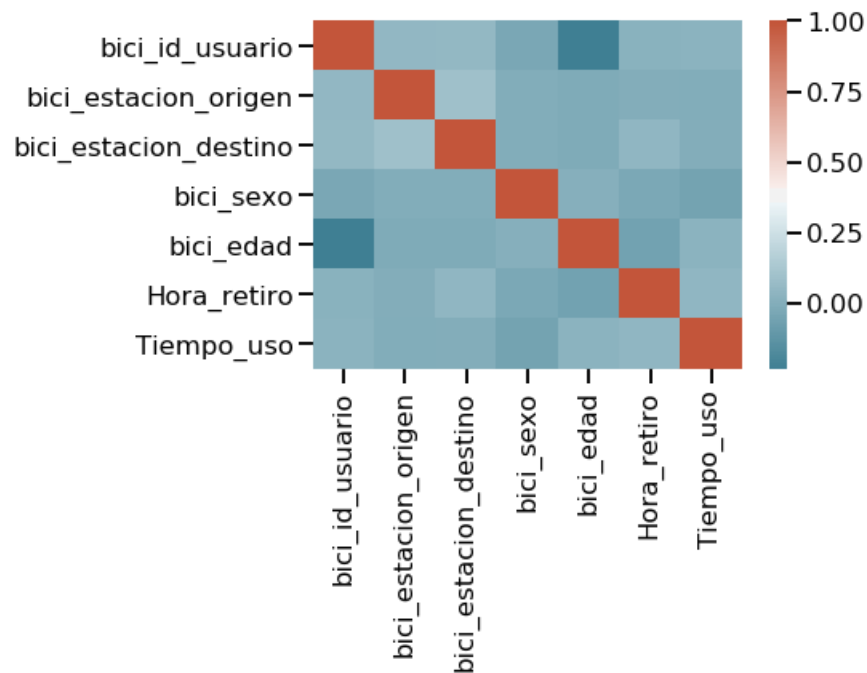
```
In [43]: ax = sns.boxplot(y = bicis_v3["bici_edad"])
plt.title("Edad de usuarios sin outliers")
```

```
Out[43]: Text(0.5, 1.0, 'Edad de usuarios sin outliers')
```



Se muestra correlacion lineal entre las features del Data Set

```
In [44]: corrmat = bicis_v3.corr()
p =sns.heatmap(corrmat, cmap=sns.diverging_palette(220, 20, as_cmap=True))
```



```
In [45]: # Vemos como quedo La Muestra
bicis_v3.head()
```

```
Out[45]:
```

	bici_id_usuario	bici_nombre_estacion_origen	bici_estacion_origen	bici_nombre_estacion_destino	bici_estacion_destino	bici_sexo	bici_edad
0	5453	Uruguay	45	Virrey Cevallos	183	1	45
1	673	Posadas	189	Guardia Vieja	110	1	61
2	179119	Hospital Rivadavia	50	Padilla	31	0	52
3	400147	Macacha Güemes	111	Acuña de Figueroa	54	1	27
4	400156	Macacha Güemes	111	Acuña de Figueroa	54	0	27

Se busca el Top 15 de Estaciones por cantidad de viajes segun origen y destino


```
In [46]: # Buscamos Top 15 estaciones de origen
top15_origen = bicis.bici_nombre_estacion_origen.value_counts().head(15)
top15_origen
```

```
Out[46]: Facultad de Medicina      38382
Pacífico      36163
Parque Las Heras      35846
Plaza Italia      32010
Retiro III      30326
Parque Centenario      29203
Facultad de Derecho      27535
Congreso      27059
Godoy Cruz y Libertador      25454
Vera Peñaloza      24876
Ecuador      24863
Once II      24179
Ayacucho      23777
Billinghurst      23621
Virrey Cevallos      22974
Name: bici_nombre_estacion_origen, dtype: int64
```

```
In [47]: # Buscamos Top 15 estaciones de destino
top15_destino = bicis.bici_nombre_estacion_destino.value_counts().head(15)
top15_destino
```

```
Out[47]: Facultad de Medicina      38613
Pacífico      35830
Parque Las Heras      33762
Parque Centenario      29186
Plaza Italia      28177
Retiro III      27555
Congreso      27380
Facultad de Derecho      26474
Vera Peñaloza      25292
Godoy Cruz y Libertador      24920
Ecuador      24602
Ayacucho      23780
Billinghurst      23762
Virrey Cevallos      23132
Carlos Calvo      23051
Name: bici_nombre_estacion_destino, dtype: int64
```

Mapa Estaciones Ecobicis

Usamos un segundo DataSet (Estaciones-Bicicletas de GCBA)

```
In [48]: estaciones = pd.read_csv(r'C:\Users\Leandro\Desktop\UTN\Ciencia de Datos\TP Bicicletas publicas\estaciones-bicicletas
< 
```

```
In [49]: estaciones.head()
```

```
Out[49]:
```

	lat	long	nombre_estacion	id_estacion	capacidad	dirección_completa	direccion_nombre	direccion_altura	direccion_intersecció
0	-34.592423	-58.374715	002 - Retiro I	2	20	Ramos Mejia, Jose Maria, Dr. Av. y Del Liberta...	Ramos Mejia, Jose Maria, Dr. Av.	NaN	Del Libertador A
1	-34.611032	-58.368260	003 - ADUANA	3	20	Moreno y Paseo Colon Av.	Moreno	NaN	Paseo Colon A
2	-34.601726	-58.368763	004 - Plaza Roma	4	20	Lavalle y Bouchard	Lavalle	NaN	Boucha
3	-34.580550	-58.420954	005 - Plaza Italia	5	42	Sarmiento Av. 2601	Sarmiento Av.	2601.0	N
4	-34.628526	-58.369758	006 - Parque Lezama	6	20	Garcia, Martin Av. 295	Garcia, Martin Av.	295.0	N

```
< 
```

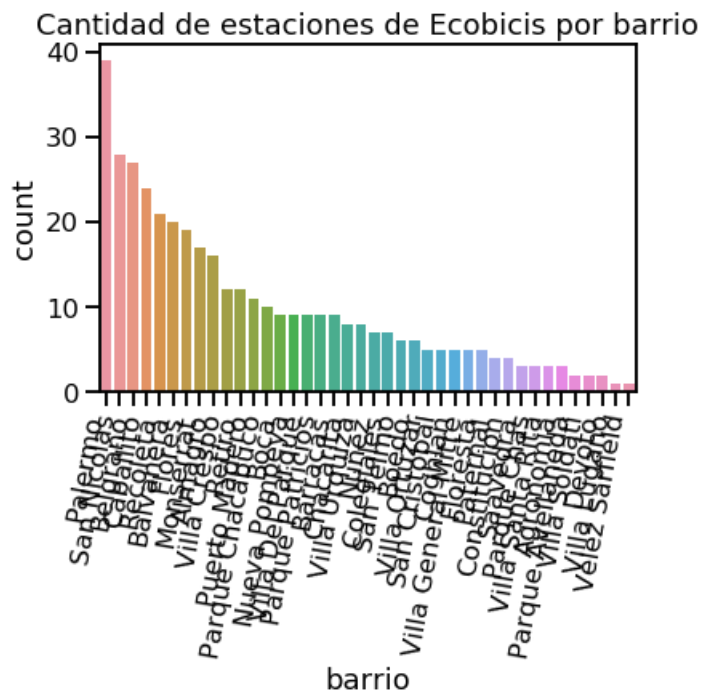
```
In [50]: np.shape(estaciones)
```

```
Out[50]: (396, 10)
```

```
In [51]: # Mostramos La cantidad de estaciones por barrio
estaciones.barrio.value_counts()
```

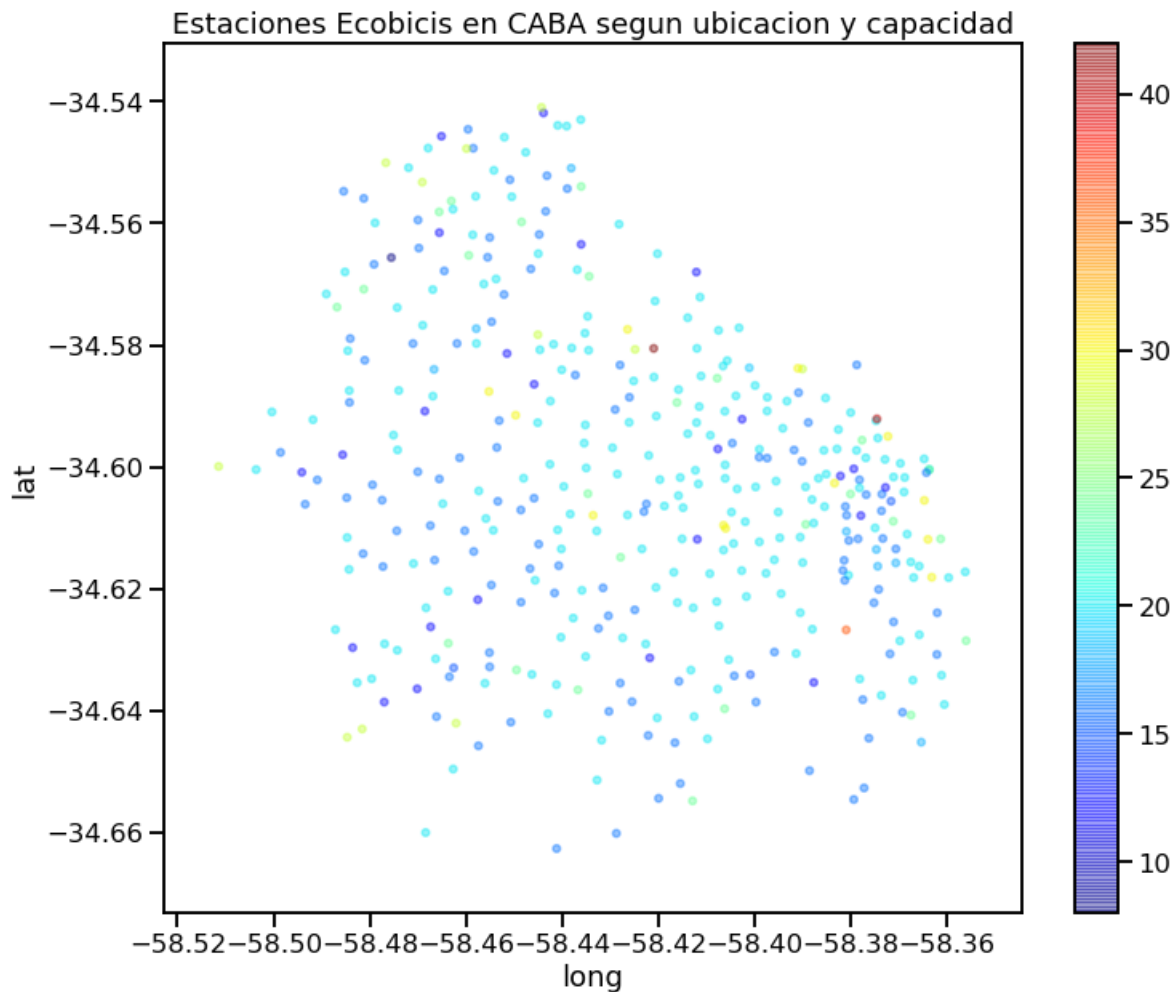
```
Out[51]: Palermo                39
San Nicolas                    28
Belgrano                      27
Caballito                     24
Recoleta                      21
Balvanera                     20
Flores                        19
Montserrat                    17
Almagro                       16
Villa Crespo                  12
Retiro                        12
Puerto Madero                11
Parque Chacabuco              10
Boca                          9
Nueva Pompeya                 9
Villa Del Parque              9
Parque Patricios              9
Barracas                     9
Chacarita                     8
Villa Urquiza                 8
Nuñez                         7
Colegiales                    7
San Telmo                     6
Boedo                         6
Villa Ortuzar                  5
San Cristobal                 5
Coghlan                       5
Villa General Mitre           5
Floresta                      5
Paternal                      4
Constitucion                  4
Saavedra                      3
Parque Chas                   3
Villa Santa Rita              3
Agronomia                     3
Parque Avellaneda             2
Villa Soldati                 2
Devoto                        2
Villa Lugano                   1
Velez Sarfield                1
Name: barrio, dtype: int64
```

```
ax2.set_xticklabels(ax2.get_xticklabels(), rotation=80, ha="right" );  
plt.title('Cantidad de estaciones de Ecobicis por barrio')  
plt.show()
```



```
In [53]: # Graficamos segun su ubicacion geografica (Latitud y Longitud)

estaciones.plot(kind="scatter", x="long", y="lat", alpha=0.4, figsize=(12,10),
                    c=estaciones["capacidad"],
                    cmap=plt.get_cmap("jet"), colorbar=True,
                    sharex=False)
plt.title('Estaciones Ecobicis en CABA segun ubicacion y capacidad')
plt.show()
```



3 - Reduccion de muestra para aplicacion de ML

Se reduce la muestra al 1% para poder aplicar Machine Learning : Aprendizaje Supervisado

--> Se reduce basandose en la distribucion de la banda calculada: GrupoEdad

```
In [54]: a = pd.DataFrame(bicis_v3['GrupoEdad'])
```

```
In [55]: tot_a = pd.DataFrame.count(a)
tot_a = int(tot_a)
tot_a
```

```
Out[55]: 2576138
```

```
In [56]: b1 = GrupoEdad_Cantidad.loc[GrupoEdad_Cantidad['GrupoEdad'] == 'Menor de Edad'].bici_edad
b = int(b1)
b = np.round((b1/tot_a)*100 , 2)
b = float(b)
```

```
In [57]: c1 = GrupoEdad_Cantidad.loc[GrupoEdad_Cantidad['GrupoEdad'] == 'Adulto Joven'].bici_edad
c = int(c1)
c = np.round((c1/tot_a)*100 , 2)
c = float(c)
```

```
In [58]: d1 = GrupoEdad_Cantidad.loc[GrupoEdad_Cantidad['GrupoEdad'] == 'Adulto Mayor'].bici_edad
d = int(d1)
d = np.round((d1/tot_a)*100 , 2)
d = float(d)
```

```
In [59]: e1 = GrupoEdad_Cantidad.loc[GrupoEdad_Cantidad['GrupoEdad'] == 'Jubilados'].bici_edad
e = int(e1)
e = np.round((e1/tot_a)*100 , 2)
e = float(e)
```

```
In [60]: s = [0]*4
s[0] = b
s[1] = c
s[2] = d
s[3] = e
Porc_GE = pd.DataFrame({'Rango Edad':[ 'Adulto Joven', 'Adulto Mayor', 'Jubilados', 'Menor de Edad'], 'Porcentaje':[c,d,e,e]})
Porc_GE
```

Out[60]:

	Rango Edad	Porcentaje
0	Adulto Joven	64.54
1	Adulto Mayor	32.50
2	Jubilados	1.00
3	Menor de Edad	1.96

```
In [61]: Porc_GE2 = pd.concat([GrupoEdad_Cantidad['GrupoEdad'],GrupoEdad_Cantidad['bici_edad'],Porc_GE], axis=1,
                             keys=['GrupoEdad','bici_edad','Porcentaje GE'])
Porc_GE2.head()
```

Out[61]:

	GrupoEdad	bici_edad	Porcentaje GE	
	GrupoEdad	bici_edad	Rango Edad	Porcentaje
0	Adulto Joven	1662581	Adulto Joven	64.54
1	Adulto Mayor	837328	Adulto Mayor	32.50
2	Jubilados	25839	Jubilados	1.00
3	Menor de Edad	50497	Menor de Edad	1.96

```
In [62]: Porc_GE2["GrupoEdad"]
```

Out[62]:

	GrupoEdad
0	Adulto Joven
1	Adulto Mayor
2	Jubilados
3	Menor de Edad

```
In [63]: Porc_GE2["Porcentaje GE"]['Porcentaje']
```

Out[63]:

0	64.54
1	32.50
2	1.00
3	1.96

Name: Porcentaje, dtype: float64

Grafico de Torta con distribucion de uso por banda etaria

```
In [64]: slices = Porc_GE2["Porcentaje GE"]['Porcentaje']
labels=["Adulto Joven", "Adulto Mayor", "Jubilados", "Menor de Edad"]

explode = [0.05,0.05,0.2,0.05]

plt.style.use('seaborn')
plt.pie(slices, explode=explode,
        startangle=90, autopct='%1.1f%%'
        )
plt.title("Grafico de torta con distribucion de bandas etarias")
plt.legend(labels, loc='best')
plt.show()
```



Porcentaje a cortar para aplicar Machine Learning (SVM y KNN) = 1% de la muestra total

```
In [65]: p = 0.01
```

```
In [66]: b2 = np.round(GrupoEdad_Cantidad.loc[GrupoEdad_Cantidad['GrupoEdad']=='Menor de Edad'].bici_edad * p)
b2 = int(b2)
b2
```

```
Out[66]: 505
```

```
In [67]: b3 = b3.loc[b3['GrupoEdad'] == 'Menor de Edad']

Menor_de_Edad_corte = b3.iloc[0:b2,:]

Menor_de_Edad_corte.head()
```

Out[67]:

	bici_id_usuario	bici_nombre_estacion_origen	bici_estacion_origen	bici_nombre_estacion_destino	bici_estacion_destino	bicisexo	biciedad
20	463534	Maipú	36	Sánchez de Bustamante	52	0	11
52	316451	Plaza Güemes	25	Billinghurst y Valentin Gomez	143	1	11
98	288956	Fitz Roy	101	Armenia y Gorriti	142	1	11
152	370504	Urquiza	41	Treinta y tres orientales	49	1	11
210	316451	Peron y F. Acuña de Figueroa	194	Plaza Güemes	25	1	11

```
In [68]: c2 = np.round(GrupoEdad_Cantidad.loc[GrupoEdad_Cantidad['GrupoEdad']== 'Adulto Joven'], biciedad * p)
c2 = int(c2)
c2
```

Out[68]: 16626

```
In [69]: c3 = b3.loc[b3['GrupoEdad'] == 'Adulto Joven']

Adulo_Joven_corte = c3.iloc[0:c2,:]
Adulo_Joven_corte.head()
```

Out[69]:

	bici_id_usuario	bici_nombre_estacion_origen	bici_estacion_origen	bici_nombre_estacion_destino	bici_estacion_destino	bicisexo	biciedad
3	400147	Macacha Güemes	111	Acuña de Figueroa	54	1	27
4	400156	Macacha Güemes	111	Acuña de Figueroa	54	0	27
5	476733	Yatay	121	Billinghurst y Valentin Gomez	143	0	31
6	326932	Yatay	121	Billinghurst y Valentin Gomez	143	0	28
7	347609	Pque. Jose Evaristo Uriburu	155	Cerrito	71	1	27

```
In [70]: d2 = np.round(GrupoEdad_Cantidad.loc[GrupoEdad_Cantidad['GrupoEdad']== 'Adulto Mayor'], biciedad * p)
d2 = int(d2)
d2
```

Out[70]: 8373

```
In [71]: d3 = b3.loc[b3['GrupoEdad'] == 'Adulto Mayor']

Adulo_Mayor_corte = d3.iloc[0:d2,:]
Adulo_Mayor_corte.head()
```

Out[71]:

	bici_id_usuario	bici_nombre_estacion_origen	bici_estacion_origen	bici_nombre_estacion_destino	bici_estacion_destino	bicisexo	biciedad
0	5453	Uruguay	45	Virrey Cevallos	183	1	45
1	673	Posadas	189	Guardia Vieja	110	1	61
2	179119	Hospital Rivadavia	50	Padilla	31	0	52
13	282498	Ministro Carranza	58	Ministro Carranza	58	1	42
14	158706	Plaza Italia	5	Armenia y Gorriti	142	1	45

```
In [72]: e2 = np.round(GrupoEdad_Cantidad.loc[GrupoEdad_Cantidad['GrupoEdad']=='Jubilados'].bici_edad * p)
e2 = int(e2)
e2
```

Out[72]: 258

```
In [73]: e3 = bicis_v3.loc[bicis_v3['GrupoEdad'] == 'Jubilados']

Jubilados_corte = e3.iloc[0:e2,:]
Jubilados_corte.head()
```

Out[73]:

	bici_id_usuario	bici_nombre_estacion_origen	bici_estacion_origen	bici_nombre_estacion_destino	bici_estacion_destino	bicisexo	biciedad
95	443639	Parque Las Heras	9	Plaza Palermo Viejo	56	1	7
128	6188	Plaza Güemes	25	Plaza Güemes	25	0	8
130	59334	Pedro Echague	184	Suipacha	23	1	6
156	6188	Plaza Monseñor Miguel De Andrea	165	San Luis y Ecuador	170	0	8
234	7653	Cementerio de la Recoleta	166	Ministerio de Educacion	174	1	7

```
In [74]: bicis_ML10 = np.concatenate((Menor_de_Edad_corte,Adulo_Joven_corte,Adulo_Mayor_corte,Jubilados_corte), axis=0)
bicis_ML10.shape
```

Out[74]: (25762, 12)

```
In [75]: ML01 = pd.DataFrame(bicis_ML10)
ML01.head()
```

Out[75]:

	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
0	463534	Maipú	36	Sánchez de Bustamante	52	0	18	0	19	Media duracion	Menor de Edad	Madrugada
1	316451	Plaza Güemes	25	Billinghurst y Valentin Gomez	143	1	18	1	11	Corta duracion	Menor de Edad	Madrugada
2	288956	Fitz Roy	101	Armenia y Gorriti	142	1	18	3	42	Larga duracion	Menor de Edad	Madrugada
3	370504	Urquiza	41	Treinta y tres orientales	49	1	18	5	119	Larga duracion	Menor de Edad	Madrugada
4	316451	Peron y F. Acuña de Figueroa	194	Plaza Güemes	25	1	18	7	16	Media duracion	Menor de Edad	Mañana

```
In [76]: ML01.columns = ['bici_id_usuario','bici_nombre_estacion_origen','bici_estacion_origen',
                        'bici_nombre_estacion_destino','bici_estacion_destino','bicisexo','biciedad',"Hora_retiro","Tiempo_de_retiro"]
```

```
In [77]: ML01.head()
```

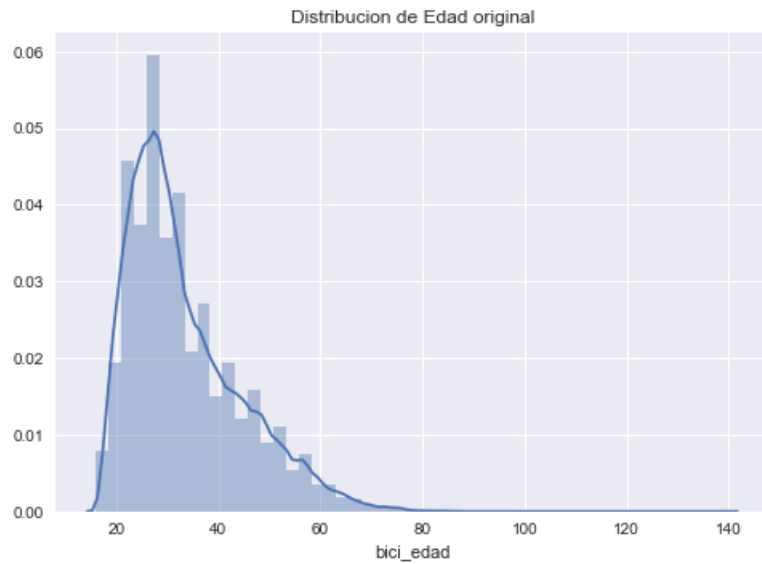
Out[77]:

	bici_id_usuario	bici_nombre_estacion_origen	bici_estacion_origen	bici_nombre_estacion_destino	bici_estacion_destino	bicisexo	biciedad
0	463534	Maipú	36	Sánchez de Bustamante	52	0	18
1	316451	Plaza Güemes	25	Billinghurst y Valentin Gomez	143	1	18
2	288956	Fitz Roy	101	Armenia y Gorriti	142	1	18
3	370504	Urquiza	41	Treinta y tres orientales	49	1	18
4	316451	Peron y F. Acuña de Figueroa	194	Plaza Güemes	25	1	18

Vemos una comparativa de muestra original vs reduccion al 1%

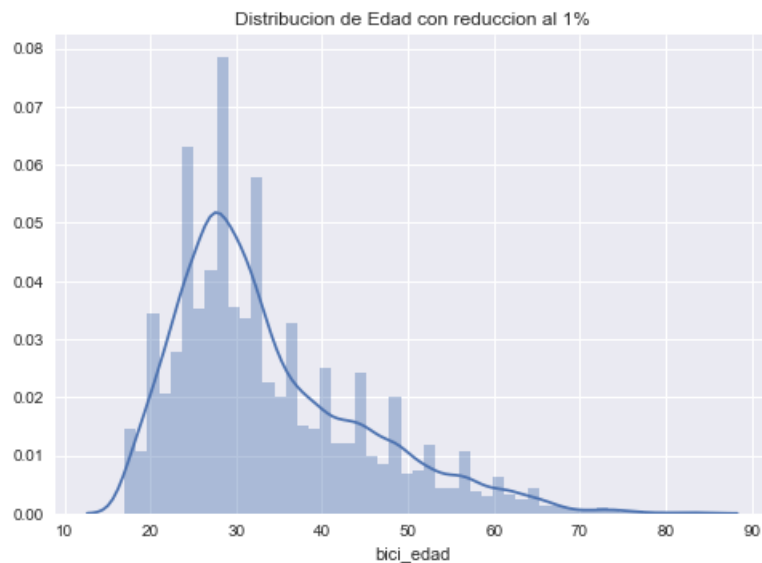

```
In [78]: # Grafico distribucion por edad de usuarios en muestra origal
sns.distplot(bicis.bici_edad )
plt.title("Distribucion de Edad original")
plt.legend()
plt.show()
```

No handles with labels found to put in legend.



```
In [79]: # Grafico distribucion por edad de usuarios en muestra reducida al 1%
sns.distplot(ML01.bici_edad)
plt.title("Distribucion de Edad con reduccion al 1%")
plt.legend()
plt.show()
```

No handles with labels found to put in legend.



```
In [80]: # Media de La muestra original
bicis['bici_edad'].mean()
```

Out[80]: 33.24418213329866

```
In [81]: # Media de La muestra reducida al 1%
ML01['bici_edad'].mean()
```

Out[81]: 33.72952410527133

```
In [82]: # Desvio std de La muestra original
bicis['bici_edad'].std()
```

```
Out[82]: 11.12504772726149
```

```
In [83]: # Desvio std de La muestra reducida al 1%
ML01['bici_edad'].std()
```

```
Out[83]: 10.99108991182621
```

4 - Aplicacion de Aprendizaje Supervisado: SVM con CV + KNN

Machine Learning

```
In [84]: from sklearn import svm
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import accuracy_score
from sklearn.model_selection import cross_val_score
from sklearn import metrics
from sklearn.model_selection import GridSearchCV
from sklearn.metrics import confusion_matrix
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
```

```
In [85]: # Definimos X e Y para hacer aprendizaje

x = pd.concat([ML01["bici_edad"],ML01["Tiempo_uso"]], axis = 1)
y = ML01["bici_sexo"]
```

```
In [86]: np.shape(x)
```

```
Out[86]: (25762, 2)
```

```
In [87]: np.shape(y)
```

```
Out[87]: (25762,)
```

```
In [88]: x.head()
```

```
Out[88]:
```

	bici_edad	Tiempo_uso
0	18	19
1	18	11
2	18	42
3	18	119
4	18	16

```
In [89]: y.head()
```

```
Out[89]: 0    0
1    1
2    1
3    1
4    1
Name: bici_sexo, dtype: object
```

```
In [90]: # Defino un Label encoder que transforma las etiquetas de string a INT.
le = preprocessing.LabelEncoder()
# Definimos Y con las etiquetas numericas obtenidas del Label encoder
y = le.fit_transform(y)
```

```
In [91]: y
```

```
Out[91]: array([0, 1, 1, ..., 1, 1, 1])
```

Definimos Train y Test

```
In [92]: xtrain, xtest, ytrain, ytest = train_test_split(x, y, test_size=0.3, random_state=4)
```

```
In [93]: xscaler = preprocessing.StandardScaler().fit(xtrain)
xscaler
```

```
Out[93]: StandardScaler(copy=True, with_mean=True, with_std=True)
```

```
In [94]: # xtrain_scal tendra el dataset de train pre-procesado con el standard scaler
# xtest_scal tendra el dataset de test pre-procesado con el standard scaler
xtrain_scal = xscaler.transform(xtrain)
xtest_scal = xscaler.transform(xtest)
```

Support Vector Machines con Cross Validation

```
In [95]: params_svm = {'kernel':['linear', 'rbf'], 'C':[0.1, 1], 'gamma':[0.01, 0.1]}
svc = svm.SVC(probability=True)
svm_cv = GridSearchCV(svc, param_grid = params_svm, refit = True ,cv = 3)
```

```
In [96]: svm_cv.fit(xtrain_scal, ytrain.ravel())
```

```
Out[96]: GridSearchCV(cv=3, error_score='raise-deprecating',
    estimator=SVC(C=1.0, cache_size=200, class_weight=None, coef0=0.0,
    decision_function_shape='ovr', degree=3,
    gamma='auto_deprecated', kernel='rbf', max_iter=-1,
    probability=True, random_state=None, shrinking=True,
    tol=0.001, verbose=False),
    iid='warn', n_jobs=None,
    param_grid={'C': [0.1, 1], 'gamma': [0.01, 0.1],
    'kernel': ['linear', 'rbf']},
    pre_dispatch='2*n_jobs', refit=True, return_train_score=False,
    scoring=None, verbose=0)
```

```
In [97]: print("Los mejores parametros son %s con resultado de %.2f" % (svm_cv.best_params_, svm_cv.best_score_))
```

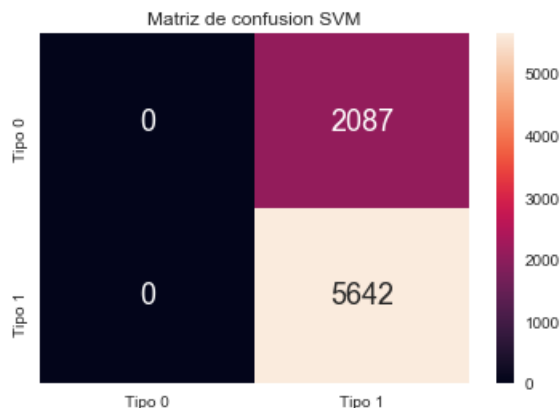
Los mejores parametros son {'C': 0.1, 'gamma': 0.01, 'kernel': 'linear'} con resultado de 0.73

```
In [98]: ypred_svm=svm_cv.predict(xtrain_scal)
train_acc_svm=accuracy_score(ytrain, ypred_svm)
print("El accuracy train con SVM es " + str(train_acc_svm))
ypred2_svm=svm_cv.predict(xtest_scal)
test_acc_svm=accuracy_score(ytest, ypred2_svm)
print("El accuracy test con SVM es " + str(test_acc_svm))
```

El accuracy train con SVM es 0.7252259746021184
El accuracy test con SVM es 0.7299780049165481

Matriz de confusion SVM

```
In [99]: cm_svm = confusion_matrix(ytest, ypred2_svm)
cm_svm2 = pd.DataFrame(cm_svm, index = ['Tipo 0', 'Tipo 1'], columns = ['Tipo 0', 'Tipo 1'])
plt.figure(figsize = (6,4))
sns.heatmap(cm_svm2, annot=True , fmt='g')
plt.title('Matriz de confusion SVM')
plt.show()
```



K-Nearest-Neighbor

```
In [100]: # Defino modelo KNN Llamado "neigh" y Le asigno el hiper-parametro n_neighbors = 5
neigh = KNeighborsClassifier(n_neighbors=5)
```

```
In [101]: neigh.fit(xtrain_scal, ytrain.ravel())
```

```
Out[101]: KNeighborsClassifier(algorithm='auto', leaf_size=30, metric='minkowski',
                               metric_params=None, n_jobs=None, n_neighbors=5, p=2,
                               weights='uniform')
```

```
In [102]: ypred = neigh.predict(xtest_scal)
```

```
In [103]: test_acc = accuracy_score(ytest, ypred)
print("El accuracy es " + str(test_acc))
```

El accuracy es 0.6762841247250615

Matriz de confusion KNN

```
In [104]: cm_knn = confusion_matrix(ytest, ypred)
cm_knn2 = pd.DataFrame(cm_knn, index = ['Tipo 0', 'Tipo 1'], columns = ['Tipo 0', 'Tipo 1'])
plt.figure(figsize = (6,4))
sns.heatmap(cm_knn2, annot=True, fmt='g')
plt.title('Matriz de confusion KNN')
plt.show()
```

