hjm4sz9qs

April 30, 2024

```
[39]: import pandas as pd
  import numpy as np
  import matplotlib.pyplot as plt
  from sklearn.cluster import KMeans
  import shap

[40]: path_2020 = "../data/raw/2020_season/nba2021_per_game.csv"
  path_2021 = "../data/raw/2021_season/2021-2022 NBA Player Stats - Regular.csv"
  path_2022 = "../data/raw/2022_season/2022-2023 NBA Player Stats - Regular.csv"

[41]: df_2022 = pd.read_csv(path_2022, encoding="latin-1", sep=";")
  df_2021 = pd.read_csv(path_2021, sep=";", encoding="latin-1")
  df_2020 = pd.read_csv(path_2020)
```

1 Visualización de los Dataframes

1.1 Temporada 2020-2021

```
[42]: df_2020.head()
[42]:
                     Player Pos
                                                GS
                                                      MΡ
                                                                 FGA
                                                                        FG%
                                                                               \
                                 Age
                                       Tm
                                             G
                                                           FG
          Precious Achiuwa PF
                                                    14.6
                                                                 4.4
      0
                                  21
                                      MIA
                                            28
                                                 2
                                                          2.6
                                                                      0.590
              Jaylen Adams
                                  24
                                      MIL
                                                     2.8
      1
                             PG
                                                          0.2
                                                                 1.3
                                                                      0.125
      2
              Steven Adams
                              С
                                  27
                                      NOP
                                           27
                                                27
                                                    28.1
                                                          3.5
                                                                 5.8
                                                                      0.603
               Bam Adebayo
                              С
                                  23
                                      MIA
                                            26
                                                26
                                                    33.6
                                                          7.4
                                                               12.9
                                                                      0.573
        LaMarcus Aldridge
                              С
                                  35
                                      SAS
                                            18
                                                18
                                                    26.7
                                                          5.9
                                                               12.5
                                                                     0.476 ...
                                                TOV
           FT%
                ORB
                     DRB TRB
                               AST
                                     STL
                                          BLK
                                                      PF
                                                           PTS
      0 0.561
                1.3
                     2.7
                           4.0
                                0.6
                                     0.4
                                          0.5
                                                1.0
                                                     1.9
                                                           6.5
      1 0.000
                0.0
                     0.5 0.5
                                0.3
                                     0.0
                                          0.0
                                                0.0
                                                     0.2
                                                           0.3
      2 0.468
                                                1.7
                                                     1.9
                4.3
                     4.6
                           8.9
                                2.1
                                     1.0
                                          0.6
                                                           8.0
                     7.3 9.2
                                                3.0
                                                     2.6
      3 0.841
                1.9
                               5.3
                                     1.0
                                          1.0
                                                          19.9
      4 0.762 0.8
                     3.5 4.3
                               1.9 0.4
                                          0.9
                                                0.9
                                                     1.5
                                                          14.1
      [5 rows x 29 columns]
```

1.2 Temporada 2021 - 2022

[43]: df_2021.head() [43]: Player Pos MP FT% Rk Age TmG GS FG FGA 0 1 Precious Achiuwa С 22 TOR 73 28 23.6 3.6 8.3 0.595 ... 1 2 Steven Adams 28 MEM 76 26.3 2.8 5.1 0.543 C 75 ... 2 3 Bam Adebayo С 24 MIA 56 56 32.6 7.3 13.0 0.753 3 4 Santi Aldama PF 21 MEM 32 0 11.3 1.7 4.1 0.625 5.4 4 LaMarcus Aldridge С 36 BRK 47 12 22.3 9.7 0.873 STL ORB DRB TRB AST BLK TOV PF PTS 2.0 4.5 0.5 1.2 0 6.5 1.1 0.6 2.1 9.1 4.6 5.4 10.0 3.4 0.9 0.8 1.5 2.0 6.9 1 2 2.4 7.6 10.1 1.4 2.6 3.4 0.8 3.1 19.1 3 1.0 1.7 2.7 0.7 0.2 0.3 0.5 1.1 4.1 1.6 3.9 5.5 0.3 0.9 1.0 0.9 1.7 12.9

[5 rows x 30 columns]

1.3 Temporada 2022 - 2023

```
[44]:
      df_2022.head()
[44]:
          Rk
                          Player Pos
                                        Age
                                               Tm
                                                     G
                                                        GS
                                                               MP
                                                                     FG
                                                                           FGA
                                                                                      FT%
                                                                                            \
               Precious Achiuwa
                                                                           7.3
                                                                                    0.702
      0
           1
                                     C
                                         23
                                              TOR
                                                    55
                                                        12
                                                             20.7
                                                                    3.6
                   Steven Adams
      1
           2
                                     C
                                         29
                                              MEM
                                                    42
                                                             27.0
                                                                    3.7
                                                                                    0.364
                                                        42
                                                                           6.3
      2
           3
                    Bam Adebayo
                                     С
                                         25
                                              MIA
                                                    75
                                                        75
                                                             34.6
                                                                    8.0
                                                                          14.9
                                                                                    0.806
      3
           4
                   Ochai Agbaji
                                   SG
                                         22
                                              UTA
                                                    59
                                                        22
                                                             20.5
                                                                    2.8
                                                                           6.5
                                                                                    0.812
           5
                   Santi Aldama
                                   PF
                                         22
                                              MEM
                                                        20
                                                             21.8
                                                    77
                                                                    3.2
                                                                           6.8
                                                                                    0.750
                            AST
                                                           PTS
          ORB
                DRB
                       TRB
                                  STL
                                        BLK
                                              TOV
                                                     PF
          1.8
                4.1
                       6.0
                            0.9
                                  0.6
                                        0.5
                                              1.1
                                                    1.9
      0
                                                           9.2
                6.5
      1
          5.1
                      11.5
                            2.3
                                  0.9
                                        1.1
                                              1.9
                                                    2.3
                                                           8.6
          2.5
                6.7
                       9.2
                            3.2
                                  1.2
                                        0.8
                                              2.5
                                                    2.8
                                                         20.4
      3
          0.7
                1.3
                       2.1
                            1.1
                                  0.3
                                        0.3
                                              0.7
                                                    1.7
                                                           7.9
          1.1
                3.7
                       4.8
                            1.3
                                  0.6
                                        0.6
                                              0.8
                                                    1.9
                                                           9.0
```

[5 rows x 30 columns]

2 Limpieza de datos

2.1 Equipos clasificados a playoffs

```
[45]: equipos_este_2020 = ["PHI", "BKN", "MIL", "NYK", "ATL", "MIA", "BOS", "WAS"]
    equipos_este_2021 = ["MIA", "BOS", "MIL", "PHI", "TOR", "CHI", "BKN", "CLE"]
    equipos_este_2022 = ["MIL", "BOS", "PHI", "CLE", "NYK", "BKN", "MIA", "ATL"]
    equipos_oeste_2020 = ["UTA", "PHX", "DEN", "LAC", "DAL", "POR", "LAL", "MEM"]
    equipos_oeste_2021 = ["PHX", "MEM", "GSW", "DAL", "UTA", "DEN", "MIN", "LAC"]
    equipos_oeste_2022 = ["DEN", "MEM", "SAC", "PHX", "LAC", "GSW", "LAL", "MIN"]
    playoffs_2020 = equipos_este_2020 + equipos_oeste_2020
    playoffs_2021 = equipos_este_2021 + equipos_oeste_2022
    playoffs_2022 = equipos_oeste_2022 + equipos_este_2022
```

2.2 Repetición de jugadores

Dentro de los datasets, podemos ver que hay ciertos jugadores que se repiten en varias ocaciones, esto es debido a que durante la temporada cambiaron de equipo, para proseguir tenemos que quitar a los jugadores duplicados y solo dejar la fila que contiene sus promedios generales.

Además ya que la fila de los promedios generales, en la sección de equipo solo dice "TOT" tendremos que cambiar el "TOT" por el último equipo en el que jugó el jugador

```
[46]: def eliminador(df): #Iniciamos una función que va a eliminar los valores
       \hookrightarrow duplicados
          idx = \prod
          ultimo_equipo = {}
          contador = 0
          for id, player in enumerate(df["Player"]): #vamos iterando a traves de los_
       ⇒jugadores y de su índice
              if player == df["Player"].iloc[id - 1]: #si el jugador es igual alu
       ⇔pasado guardamos su índice en la lista idx
                  contador +=1
                  if contador == 2:
                      ultimo_equipo[player] = df["Tm"].iloc[id] #La segunda vez que_
       se repite un jugador guardamos el jugador y su equipo en ultimo_equipo
                      contador = 0
                  idx.append(id)
              else:
                  contador = 0
          df.drop(idx, inplace=True) #Tiramos las filas repetidas
          for jugador, equipo in ultimo_equipo.items():
              idx_tot = df[(df["Player"] == jugador) & (df["Tm"] == "TOT")].index_
       →#sacamos el índice de la fila de promedios del jugador repetido
              df.loc[idx tot, "Tm"] = equipo #Sustituímos el valor "TOT" por el |
       ⇔último equipo en dónde estuvo el jugador
          return df
```

2.3 Jugadores ausentes

Ya que existe la posibilidad de que existan jugadores que su último temporada fue en 2021 o que su primera temporada fue en 2022, voy a tomar la decisión de eliminar a esos jugadores y solo quedarme con loq ue estuvieron activos ambos años.

```
[47]: def ausente(df1, df2, df3):
    jugadores_df2 = set(df2["Player"])
    jugadores_df3 = set(df3["Player"]) #Hacemos una lista de todos los_\( \)
    jugadores en la columna "Player"
    df1_filtrado = df1[(df1["Player"].isin(jugadores_df2)) & (df1["Player"].

    isin(jugadores_df3))] #Hacemos un filtrado de los jugadores que aparecen en_\( \)
    ist tres dataframes
    return df1_filtrado
```

2.4 Ajuste de índice

El valor que tienen en común ambos datsets son los nombres de los jugadores, entonces para poder concatenar los df de manera exitosa, haremos que la columna "Players" se convierta en el índice. Además tiraremos la columna "Rk", ya que ya no sirve ninguna función.

```
[48]: def continuo(df):
    df = df.set_index(['Player']) #Cambiamos "Player" a ser el nuevo indice
    if "Rk" in df.columns:
        df = df.drop(["Rk"], axis=1) # Tiramos la columna "Rk"
    return df
```

2.5 Cambio de nombre columnas

Ahora cada columna del dataframe le cambiaremos el nombre, esto con el fin de poder identificar las estadísticas del 2021 y las del 2022 al momento de concatenar los dataframes.

```
def nombre_col(df, nuevo_nombre):
    columnas = [col for col in df.columns] # Sacamos una lista de todas lasu
    columnas
    columnas_nuevas = {col: col + "_" + nuevo_nombre for col in columnas}_
    #Hacemos un diccionario con el nombre de la columna y su nuevo nombre
    df = df.rename(columns = columnas_nuevas) # Apliamos los cambios en lasu
    columnas
    return df
```

2.6 Tratamiento de variables categoricas

```
df["Age"] = df["Age"].apply(lambda x: 1 if x < 30 else # Asignamos valor_
→dependiendo de si el jugador era mayor o menor a 30 años
                                 0)
  df["Pos"] = df["Pos"].apply(lambda x: 0 if x == "PG" else # Asignamos valor,
→dependiendo de la posición que juega el jugador
                                 1 if x == "SG" else
                                 2 \text{ if } x == "SF" \text{ else}
                                 3 \text{ if } x == "PF" \text{ else}
  df["GS"] = df.apply(lambda row:
                     0 if row["GS"] < row["G"] * 0.2 else # Asignamos valor_
→dependiendo del porcentaje de juegos que el jugador inició
                     1 if row["GS"] < row["G"] * 0.4 else
                     2 if row["GS"] < row["G"] * 0.6 else
                     3 if row["GS"] < row["G"] * 0.8 else
                     4 if row["GS"] == row["G"] else
                     5, axis=1)
  if df.equals(df_2020):
       max_2020 = df["G"].max()
       df["G"] = df["G"].apply(lambda x: 0 if x < max_2020*0.2 else # Ya que_\( \)
⇔el dataset de 2020 no está completo en todos para todos los juegos de la⊔
⇒temporada
                                 1 if x < max_2020*0.4 else # hacemos un_{\square}
⇔calculo diferente para el df_2022
                                 2 if x < max_2020*0.6 else # asignamos valor_
→dependiendo de el número de juegos que el jugador jugó
                                 3 if x < max 2020*0.8 else
                                 4)
  else:
       df["G"] = df["G"].apply(lambda x:0 if x < 82*0.2 else
                                 1 if x < 82*0.4 else
                                 2 \text{ if } x < 82*0.6 \text{ else}
                                 3 \text{ if } x < 82*0.8 \text{ else}
                                 4)
  return df
```

2.7 Aplicación de los cambios

```
[51]: df_2020_new = numericas(df_2020, playoffs_2020)
df_2021_new = numericas(df_2021, playoffs_2021)
df_2022_new = numericas(df_2022, playoffs_2022)
```

```
[52]: df_2020_new = ausente(eliminador(df_2020_new), df_2021_new, df_2022_new)
     df_2021_new = ausente(eliminador(df_2021_new), df_2020_new, df_2022_new)
     df_2022_new = ausente(eliminador(df_2022_new), df_2020_new, df_2021_new)
[53]: df 2021 new = nombre col(continuo(df 2021 new), "2021")
     df_2022_new = nombre_col(continuo(df_2022_new), "2022")
     df_2020_new = nombre_col(continuo(df_2020_new), "2020")
          Concatenación y normalización
[82]: df_comb = df_2020_new.join(df_2021_new).join(df_2022_new) #Usamos el operador.
      ⇒join() para que junte ambos Df usando como referencia el índice
     x mean = df comb.mean()
     x_std = df_comb.std()
     df comb = (df comb - x mean) / x std
     df comb.head()
[82]:
                               Pos_2020 Age_2020
                                                    Tm_2020
                                                               G 2020
                                                                        GS 2020 \
     Player
     Precious Achiuwa
                               0.748185   0.461868   1.064585   0.853840   -1.008815
     Steven Adams
                               1.462050 0.461868 -0.936322 0.853840 1.114290
     Bam Adebayo
                               1.462050 0.461868 1.064585 0.853840 1.114290
     Nickeil Alexander-Walker -0.679544 0.461868 -0.936322 -0.028273 -1.008815
     Grayson Allen
                              -0.679544   0.461868   1.064585   -0.028273   0.052737
                                MP_2020
                                          FG_2020 FGA_2020 FG%_2020
                                                                        3P 2020 \
     Player
                              -0.869503 -0.505209 -0.764552 1.359068 -1.219287
     Precious Achiuwa
     Steven Adams
                               0.609456 -0.137403 -0.487272 1.491966 -1.219287
                               1.211995 1.456423 0.918936 1.185277 -1.118139
     Bam Adebayo
     Nickeil Alexander-Walker -0.365561 -0.219138 -0.011934 -0.481070 -0.207807
     Grayson Allen
                               0.149336 -0.260005 -0.170380 -0.286833 1.107116
                               ... FT%_2022 ORB_2022 DRB_2022 TRB_2022 \
     Player
                               ... -0.300014 1.105233 0.588186 0.852125
     Precious Achiuwa
     Steven Adams
                               ... -2.425526 5.372005 1.974942 3.222824
     Bam Adebayo
                               ... 0.353990 2.010306 2.090505 2.231441
     Nickeil Alexander-Walker ... -0.520111 -0.834209 -0.914133 -1.001330
     Grayson Allen
                               ... 0.976551 -0.187728 -0.394100 -0.311672
                               AST_2022 STL_2022 BLK_2022 TOV_2022
                                                                        PF_2022 \
     Player
     Precious Achiuwa
                              -0.767952 -0.270522 0.194347 -0.188979 0.051286
     Steven Adams
                              -0.088508 0.513405 1.804157 0.779588 0.627913
     Bam Adebayo
                               0.348277 1.297333 0.999252 1.506013 1.348696
```

Nickeil Alexander-Walker -0.331166 -0.531831 -0.073955 -0.431121 -0.525340

```
| PTS_2022 | Player | Precious Achiuwa | -0.220012 | Steven Adams | 1.340390 | Nickeil Alexander-Walker | -0.637977 | Grayson Allen | -0.052826 | | 5 rows x 84 columns | 0.513405 | -0.610558 | -0.310050 | -0.381183 | | -0.301050 | -0.381183 | | -0.301050 | -0.381183 | | -0.301050 | -0.381183 | | -0.301050 | -0.381183 | | -0.301050 | -0.381183 | | -0.220012 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.303605 | | -0.30
```

3 Aplicación de algoritmo de KMEANS

3.1 Método del codo para elegir un valor de KMEANS

```
[55]: X = df_comb.values
inercia = []
for i in range(1, 11):
          kmeans = KMeans(n_clusters= i, random_state= 32)
          kmeans.fit(X)
          inercia.append(kmeans.inertia_)

plt.figure(figsize=(10,5))
plt.plot(range(1,11), inercia, marker= "o")
plt.xlabel('Número de clusters (k)')
plt.ylabel('Inercia')
plt.title('Método del Codo para K-means')
plt.xticks(np.arange(1, 11, 1))
plt.grid()
```

```
c:\Users\Roi_f\anaconda3\envs\PBD\lib\site-
packages\sklearn\cluster\ kmeans.py:1446: UserWarning: KMeans is known to have a
memory leak on Windows with MKL, when there are less chunks than available
threads. You can avoid it by setting the environment variable OMP NUM_THREADS=2.
  warnings.warn(
c:\Users\Roi_f\anaconda3\envs\PBD\lib\site-
packages\sklearn\cluster\_kmeans.py:1446: UserWarning: KMeans is known to have a
memory leak on Windows with MKL, when there are less chunks than available
threads. You can avoid it by setting the environment variable OMP_NUM_THREADS=2.
  warnings.warn(
c:\Users\Roi f\anaconda3\envs\PBD\lib\site-
packages\sklearn\cluster\_kmeans.py:1446: UserWarning: KMeans is known to have a
memory leak on Windows with MKL, when there are less chunks than available
threads. You can avoid it by setting the environment variable OMP_NUM_THREADS=2.
  warnings.warn(
c:\Users\Roi_f\anaconda3\envs\PBD\lib\site-
```

packages\sklearn\cluster_kmeans.py:1446: UserWarning: KMeans is known to have a memory leak on Windows with MKL, when there are less chunks than available threads. You can avoid it by setting the environment variable OMP_NUM_THREADS=2. warnings.warn(

c:\Users\Roi f\anaconda3\envs\PBD\lib\site-

packages\sklearn\cluster_kmeans.py:1446: UserWarning: KMeans is known to have a memory leak on Windows with MKL, when there are less chunks than available threads. You can avoid it by setting the environment variable OMP_NUM_THREADS=2. warnings.warn(

c:\Users\Roi_f\anaconda3\envs\PBD\lib\site-

packages\sklearn\cluster_kmeans.py:1446: UserWarning: KMeans is known to have a memory leak on Windows with MKL, when there are less chunks than available threads. You can avoid it by setting the environment variable OMP_NUM_THREADS=2. warnings.warn(

c:\Users\Roi_f\anaconda3\envs\PBD\lib\site-

packages\sklearn\cluster_kmeans.py:1446: UserWarning: KMeans is known to have a memory leak on Windows with MKL, when there are less chunks than available threads. You can avoid it by setting the environment variable OMP_NUM_THREADS=2. warnings.warn(

c:\Users\Roi f\anaconda3\envs\PBD\lib\site-

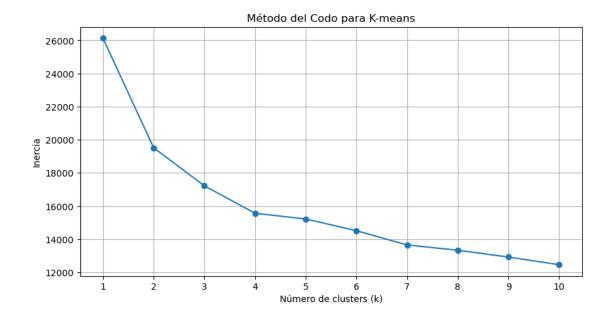
packages\sklearn\cluster_kmeans.py:1446: UserWarning: KMeans is known to have a memory leak on Windows with MKL, when there are less chunks than available threads. You can avoid it by setting the environment variable OMP_NUM_THREADS=2. warnings.warn(

c:\Users\Roi_f\anaconda3\envs\PBD\lib\site-

packages\sklearn\cluster_kmeans.py:1446: UserWarning: KMeans is known to have a memory leak on Windows with MKL, when there are less chunks than available threads. You can avoid it by setting the environment variable OMP_NUM_THREADS=2. warnings.warn(

c:\Users\Roi_f\anaconda3\envs\PBD\lib\site-

packages\sklearn\cluster_kmeans.py:1446: UserWarning: KMeans is known to have a memory leak on Windows with MKL, when there are less chunks than available threads. You can avoid it by setting the environment variable OMP_NUM_THREADS=2. warnings.warn(



Aunque es un pcoo difici de establecer cual es el codo para esta base de datos, nos podemos dar una idea que el mejor valor de k para KMEANS va a ser de 4.

3.2 Agrupación de los jugadores por clusters

c:\Users\Roi_f\anaconda3\envs\PBD\lib\sitepackages\sklearn\cluster_kmeans.py:1446: UserWarning: KMeans is known to have a
memory leak on Windows with MKL, when there are less chunks than available
threads. You can avoid it by setting the environment variable OMP_NUM_THREADS=2.
 warnings.warn(

```
Pos_2020 Age_2020
                                   Tm_2020 G_2020
                                                       GS_2020 MP_2020
                                                                           FG_2020 \
      Cluster
              1.313890 0.165258 -0.105757 0.138164 -0.057424 -0.212395 -0.139717
      0
      1
             -0.342081 -0.133598 0.045942 0.356649 0.318125 0.431184 0.085881
      2
             -0.351167 -0.166944 -0.055923 0.395141 1.082443 1.218130 1.690184
             -0.145948 0.144286 0.033815 -0.669810 -0.869419 -0.980605 -0.874254
              FGA_2020 FG%_2020
                                   3P 2020 ... FT% 2022 ORB 2022 DRB 2022 \
      Cluster
             -0.415523 1.236777 -0.906301 ... -0.692155 1.188178 0.460631
      1
              0.205209 \ -0.209139 \ \ 0.489194 \ \ \dots \ \ 0.302424 \ -0.297042 \ -0.120425
      2
              1.650163 0.236379 0.955394 ... 0.498751 0.174301 1.053905
      3
             -0.838974 -0.549120 -0.540880 ... -0.217374 -0.394079 -0.645070
              TRB_2022 AST_2022 STL_2022 BLK_2022 TOV_2022 PF_2022 PTS_2022
      Cluster
              0.739080 - 0.664478 - 0.507179 \ 0.786636 - 0.342031 \ 0.266161 - 0.392192
      1
             -0.191374 0.169592 0.309109 -0.147128 0.035552 0.203306 0.083076
      2
              0.846091 1.385884 0.821750 0.253373 1.658563 0.648095 1.700397
             -0.610350 -0.532646 -0.486960 -0.385619 -0.694053 -0.695707 -0.741131
      [4 rows x 84 columns]
[57]: categ = cluster stats.columns.tolist()
      categ_clean = list()
      for col in categ:
          categ_clean.append(col.split("_")[0])
      cluster_new = cluster_stats.copy()
      for stat in set(categ_clean):
          cluster_new[stat + " mean"] = cluster_stats[[stat+"_2020", stat+"_2021",_
       ⇔stat+"_2022"]].mean(axis=1)
      cluster_new = cluster_new.iloc[:, 84:]
```

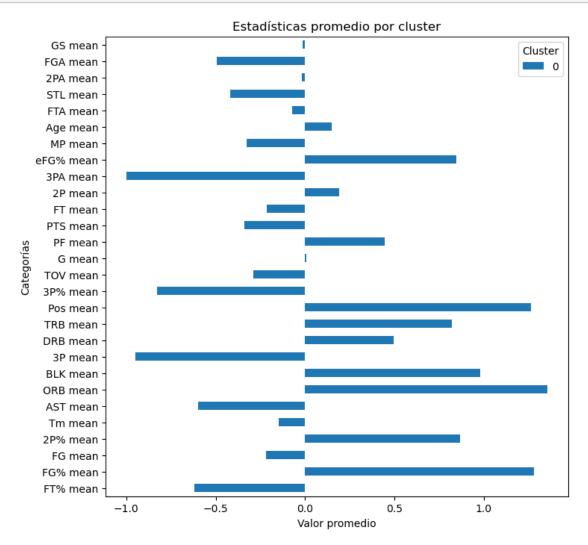
3.3 Visualización

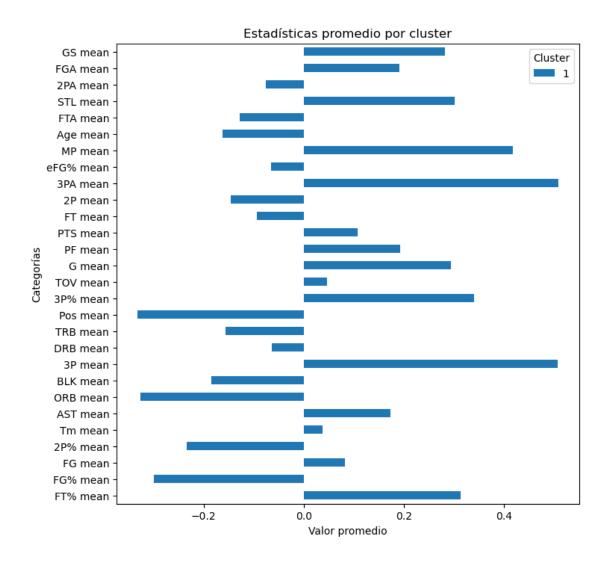
[56]:

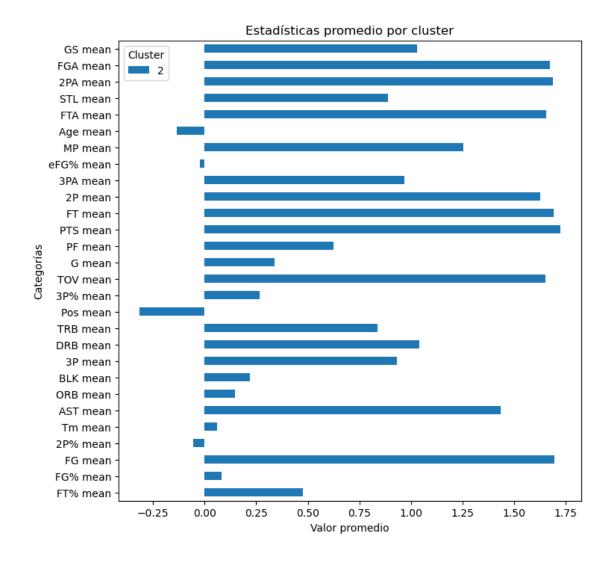
3.3.1 La visualización nos sirve para poder entender de una manera mas facil cual es la tendencia de los jugadores en cada cluster

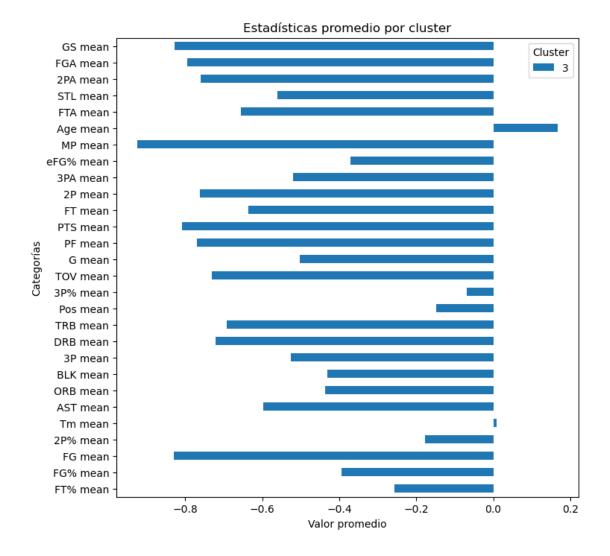
```
[58]: for x in range(4):
          cluster_new.loc[x].plot(kind="barh", figsize=(8, 8))
          plt.xlabel('Valor promedio')
          plt.ylabel('Categorías')
          plt.title('Estadísticas promedio por cluster')
```

plt.legend(title='Cluster')
plt.show()









Los jugadores que mejoraran son: ['Bam Adebayo', 'Giannis Antetokounmpo', 'LaMelo Ball', 'RJ Barrett', 'Bradley Beal', 'Devin Booker', 'Malcolm Brogdon', 'Jaylen Brown', 'Jimmy Butler', 'Stephen Curry', 'Anthony Davis', 'DeMar DeRozan', 'Kevin Durant', 'Anthony Edwards', 'Joel Embiid', "De'Aaron Fox", 'Darius Garland', 'Paul George', 'Shai Gilgeous-Alexander', 'Jerami Grant', 'James Harden', 'Tobias Harris', 'Gordon Hayward', 'Tyler Herro', 'Jrue

Holiday', 'Brandon Ingram', 'Kyrie Irving', 'LeBron James', 'Keldon Johnson', 'Zach LaVine', 'Damian Lillard', 'Lauri Markkanen', 'CJ McCollum', 'Khris Middleton', 'Donovan Mitchell', 'Ja Morant', 'Dejounte Murray', 'Chris Paul', 'Julius Randle', 'Terry Rozier', "D'Angelo Russell", 'Domantas Sabonis', 'Collin Sexton', 'Pascal Siakam', 'Jayson Tatum', 'Karl-Anthony Towns', 'Fred VanVleet', 'Russell Westbrook', 'Christian Wood', 'Trae Young']

Los jugadores que empeoraran son: ['Nickeil Alexander-Walker', 'Thanasis Antetokounmpo', 'Ryan Arcidiacono', 'Keita Bates-Diop', 'Bol Bol', 'Tony Bradley', 'Sterling Brown', 'Troy Brown Jr.', 'Facundo Campazzo', 'Vernon Carey Jr.', 'Jevon Carter', 'Amir Coffey', 'Pat Connaughton', 'Torrey Craig', 'Jarrett Culver', 'Terence Davis', 'Gorgui Dieng', 'Devon Dotson', 'PJ Dozier', 'Bruno Fernando', 'Malachi Flynn', 'Bryn Forbes', 'Trent Forrest', 'Wenyen Gabriel', 'Rudy Gay', 'Taj Gibson', 'Anthony Gill', 'JaMychal Green', 'Javonte Green', 'Josh Green', 'R.J. Hampton', 'Shaquille Harrison', 'George Hill', 'Aaron Holiday', 'Andre Iguodala', 'Frank Jackson', 'Justin Jackson', 'Isaiah Joe', 'James Johnson', 'Stanley Johnson', 'Damian Jones', 'Derrick Jones Jr.', 'Tre Jones', 'Frank Kaminsky', 'Nathan Knight', 'Kevin Knox', 'John Konchar', 'Furkan Korkmaz', 'Luke Kornet', 'Damion Lee', 'Saben Lee', 'Kira Lewis Jr.', 'Nassir Little', 'Trey Lyles', 'Théo Maledon', 'Naji Marshall', 'Caleb Martin', 'Cody Martin', 'Kenyon Martin Jr.', 'Garrison Mathews', 'Wesley Matthews', 'Skylar Mays', 'Jalen McDaniels', 'Rodney McGruder', 'Jordan McLaughlin', 'Sam Merrill', 'Chimezie Metu', 'Markieff Morris', 'Mike Muscala', 'Aaron Nesmith', 'Raul Neto', 'Georges Niang', 'Zeke Nnaji', 'Jaylen Nowell', 'Frank Ntilikina', 'Jordan Nwora', 'Chuma Okeke', 'Josh Okogie', 'KZ Okpala', 'Theo Pinson', 'Aleksej Pokusevski', 'Taurean Prince', 'Payton Pritchard', 'Paul Reed', 'Nick Richards', 'Austin Rivers', 'Landry Shamet', 'Dennis Smith Jr.', 'Ish Smith', 'Jalen Smith', 'Lamar Stevens', 'Garrett Temple', 'Matisse Thybulle', 'Obi Toppin', 'Juan Toscano-Anderson', 'Dean Wade', 'Yuta Watanabe', 'Kenrich Williams', 'Dylan Windler']

Los jugadores de rol son: ['Precious Achiuwa', 'Steven Adams', 'Grayson Allen', 'Jarrett Allen', 'Kyle Anderson', 'Cole Anthony', 'OG Anunoby', 'Deni Avdija', 'Deandre Ayton', 'Udoka Azubuike', 'Marvin Bagley III', 'Mo Bamba', 'Desmond Bane', 'Harrison Barnes', 'Will Barton', 'Nicolas Batum', 'Darius Bazley', 'Malik Beasley', 'Patrick Beverley', 'Saddiq Bey', 'Khem Birch', 'Goga Bitadze', 'Bismack Biyombo', 'Chris Boucher', 'Mikal Bridges', 'Dillon Brooks', 'Bruce Brown', 'Moses Brown', 'Jalen Brunson', 'Thomas Bryant', 'Reggie Bullock', 'Alec Burks', 'Kentavious Caldwell-Pope', 'Clint Capela', 'Wendell Carter Jr.', 'Alex Caruso', 'Brandon Clarke', 'Jordan Clarkson', 'John Collins', 'Mike Conley', 'Robert Covington', 'Jae Crowder', 'Seth Curry', 'Hamidou Diallo', 'Spencer Dinwiddie', 'Donte DiVincenzo', 'Luguentz Dort', 'Andre Drummond', 'Drew Eubanks', 'Dorian Finney-Smith', 'Evan Fournier', 'Markelle Fultz', 'Daniel Gafford', 'Rudy Gobert', 'Aaron Gordon', 'Eric Gordon', "Devonte' Graham", 'Danny Green', 'Draymond Green', 'Jeff Green', 'Blake Griffin', 'Rui Hachimura', 'Tyrese Haliburton', 'Tim Hardaway Jr.', 'Montrezl Harrell', 'Gary Harris', 'Joe Harris', 'Josh Hart', 'Isaiah Hartenstein', 'Jaxson Hayes', 'Killian Hayes', 'Willy Hernangómez', 'Buddy Hield', 'Justin Holiday', 'Richaun Holmes', 'Al

Horford', 'Talen Horton-Tucker', 'Kevin Huerter', "De'Andre Hunter", 'Serge Ibaka', 'Joe Ingles', 'Reggie Jackson', 'Cameron Johnson', 'Tyus Jones', 'DeAndre Jordan', 'Cory Joseph', 'Luke Kennard', 'Maxi Kleber', 'Kyle Kuzma', 'Alex Len', 'Caris LeVert', 'Kevon Looney', 'Brook Lopez', 'Robin Lopez', 'Kevin Love', 'Kyle Lowry', 'Terance Mann', 'Tyrese Maxey', 'T.J. McConnell', 'Jaden McDaniels', 'Doug McDermott', 'JaVale McGee', "De'Anthony Melton", 'Patty Mills', 'Shake Milton', 'Malik Monk', 'Marcus Morris', 'Monte Morris', 'Larry Nance Jr.', 'Nerlens Noel', "Royce O'Neale", 'Onyeka Okongwu', 'Isaac Okoro', 'Victor Oladipo', 'Kelly Olynyk', 'Cedi Osman', 'Kelly Oubre Jr.', 'Cameron Payne', 'Mason Plumlee', 'Jakob Poeltl', 'Jordan Poole', 'Michael Porter Jr.', 'Bobby Portis', 'Dwight Powell', 'Norman Powell', 'Immanuel Quickley', 'Cam Reddish', 'Naz Reid', 'Josh Richardson', 'Duncan Robinson', 'Mitchell Robinson', 'Isaiah Roby', 'Derrick Rose', 'Terrence Ross', 'Ricky Rubio', 'Dennis Schröder', 'Chris Silva', 'Anfernee Simons', 'Marcus Smart', 'Isaiah Stewart', 'Max Strus', "Jae'Sean Tate", 'Daniel Theis', 'Xavier Tillman Sr.', 'Gary Trent Jr.', 'P.J. Tucker', 'Myles Turner', 'Jarred Vanderbilt', 'Devin Vassell', 'Gabe Vincent', 'Moritz Wagner', 'Kemba Walker', 'P.J. Washington', 'Coby White', 'Derrick White', 'Andrew Wiggins', 'Grant Williams', 'Patrick Williams', 'Robert Williams', 'Delon Wright', 'Thaddeus Young', 'Cody Zeller', 'Ivica Zubac']

- Los clusters 0 y 1 representan a los jugadores de rol, la diferencia es que en el cluster 0 están los jugadores que son postes y en el 3 los jugadores de rol que son guardias
- Los jugadores del cluster 2 son los jugadores que son estrellas y que sus promedios son arriba del promedio general de la liga
- Los jugadores del cluster 3 son jugadores que tienden a ser malos y que sus promedios son por debajo del promedio de la liga

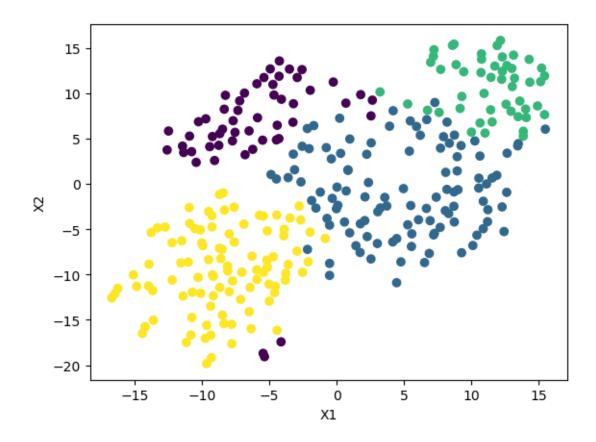
4 Visualización con TSNE

```
[60]: from sklearn.manifold import TSNE

[61]: tsne = TSNE(n_components=2)
    df_emb = tsne.fit_transform(df_comb)
```

Aquí lo que se hace es que se reduce la dimensionalidad de la base de datos de 26 a 2. Esto con el fin de poderlo representar en una manera gráfica.

```
[62]: plt.scatter(df_emb[:,0], df_emb[:,1], c= df_comb["Cluster"])
    plt.xlabel("X1")
    plt.ylabel("X2")
    plt.show()
```



Resultados del modelo

2.2

8.1

10.4

1.1

0.9

Una vez terminada la temporada 2023-2024 se extrajeron las estadísticas de los jugadores, para revisar que tan certera fue nuestra predicción del rendimiento de estos.

```
[74]: path = "../data/raw/2023_season/2023-2024 NBA Player Stats - Regular.csv"
      df_result = pd.read_csv(path, sep=";", encoding="latin-1")
      df_result.head()
[74]:
                                                                      FGA
         Rk
                        Player
                                 Pos
                                                  G
                                                     GS
                                                            MP
                                                                 FG
                                                                                 FT%
                                       Age
                                             Tm
      0
             Precious Achiuwa
                                PF-C
                                        24
                                            TOT
                                                 74
                                                     18
                                                          21.9
                                                                3.2
                                                                      6.3
                                                                               0.616
          1
```

```
1
       Precious Achiuwa
                               С
                                    24
                                         TOR
                                              25
                                                    0
                                                        17.5
                                                              3.1
                                                                     6.8
                                                                              0.571
2
       Precious Achiuwa
                              PF
                                                        24.2
                                                                              0.643
                                    24
                                         NYK
                                              49
                                                              3.2
                                                                     6.1
                                                   18
3
    2
             Bam Adebayo
                               С
                                    26
                                         MIA
                                              71
                                                   71
                                                        34.0
                                                              7.5
                                                                    14.3
                                                                              0.755
4
    3
                                         TOT
                                              78
                                                       21.0
                                                              2.3
                                                                              0.661
            Ochai Agbaji
                              SG
                                    23
                                                   28
                                                                     5.6
   ORB
         DRB
                TRB
                           STL
                                             PF
                                                   PTS
                     AST
                                 BLK
                                      TOV
0
   2.6
         4.0
                6.6
                     1.3
                           0.6
                                 0.9
                                      1.1
                                            1.9
                                                   7.6
1
   2.0
         3.4
                5.4
                     1.8
                           0.6
                                 0.5
                                      1.2
                                            1.6
                                                   7.7
                                 1.1
2
   2.9
         4.3
                7.2
                                      1.1
                                            2.1
                                                   7.6
                     1.1
                           0.6
                     3.9
                                      2.3
```

2.2

19.3

```
4 0.9 1.8 2.8 1.1 0.6 0.6 0.8 1.5 5.8
```

```
[5 rows x 30 columns]
```

Para realizar la comparación de los resultados, voy a sacar el promedio de todas las categorias, para asi poder hacer una medición de en que rango de encuentran los jugadores en cuanto al promedio.

La manera de determinar si un jugador está en la media, por arriba o abajo será la siguiente: - Si se encuentra abajo del cuartil 1, el jugador estará por debajo del promedio - Si se encuentra arriba del cuartil 3, el jugador estará por encima del promedio - Si se encuentra entre el cuartil 1 y 3, el jugadore estará en el promedio

Dependiendo del rango en el que se encuentre, se le asignará un número correspondiente, esto se repetirá para cada categoria estadística. El grupo al cual el jugador pertenece se determinará dependiendo de cual valor número es el que mas se repite.

5.1 Limpieza de datos del los resultados

```
[64]: equipos_este_2023 = ["BOS", "NYK", "MIL", "CLE", "ORL", "IND", "PHI", "MIA"] equipos_oeste_2023 = ["OKC", "DEN", "MIN", "LAC", "DAL", "PHX", "GSW", "LAL"] playoffs_2023 = equipos_este_2023 + equipos_oeste_2023
```

5.1.1 Limpieza de jugadores que no aparecen en las últimas 3 temporadas

```
[66]: df_result_new = numericas(df_result, playoffs_2023)
    df_result_new = ausente_2(eliminador(df_result), df_2020, df_2021, df_2022)
    df_result_new = nombre_col(continuo(df_result_new), "2023")
    df_result_new = (df_result_new - df_result_new.mean())/ df_result_new.std()
```

Volvemos a aplicar los mismos cambios que le hicimos a las bases de datos anteriores

5.2 Evaluación

```
[67]: def score(valor, q25, q75):
    if valor > q75:
        return 1
    elif valor < q25:
        return -1
    else:</pre>
```

```
return 0
```

Aplicamos las medidas con las cuartiles para poder evaluar en qué cuartil se encuentra cada jugador

```
[76]: q25 = df_result_new.quantile(0.25)
q75 = df_result_new.quantile(0.75)

df_score = df_result_new.apply(lambda x: x.apply(lambda y: score(y, q25[x.anme], q75[x.name])))

# El primer apply cicla a través de las columnas y el segundo cicla a través de los datos de cada columna
```

```
Los jugadores arriba del promedio fueron 43
Los jugadores en el promedio fueron 183
los jugadores abajo del promedio fueron 47
```

5.3 Porcentaje de acertividad

```
[79]: def similitud(lista, lista2):
    lista_j = []
    for x in lista:
        if x in lista2:
            lista_j.append(x)

return lista_j

#Se crea una lista en la cual se van a adjuntar los jugadores los cuales
→estaban en la misma categoría en la predicción y en el resultado real
```

5.3.1 Concatenación de listas

```
[72]: lista_mejor = similitud(jugadores_arriba, jugadores_mejorar)
lista_promedio = similitud(jugadores_promedio, jugadores_similar)
lista_abajo = similitud(jugadores_abajo, jugadores_empeorar)
lista_final = lista_mejor + lista_promedio + lista_abajo
```

5.3.2 Score

```
[73]: score_final = len(lista_final)/len(df_score)
print(f"El porcetnaje de precisión del modelo fue de {round(score_final * 100, \( \to 2)\)}")
```

El porcetnaje de precisión del modelo fue de 67.77%