

# SPRINT 8: Tasca Feature Engineering

Descripció Aprèn a gestionar paràmetres amb Python.

## NIVELL 1

### Exercici 1

Agafa un conjunt de dades de tema esportiu que t'agradi i normalitza els atributs categòrics en dummy. Estandaritzta els atributs numèrics amb StandardScaler.

Per a realitzar aquest sprint utilitzo el mateix conjunt de dades que els sprints anteriors, relacionat amb les jugadores del mundial de futbol femení 2019.

```
In [1]: # Crido a les llibreries que necessito
# Faig entrar l'arxiu CSV gràcies a pandas

import pandas as pd
import numpy as np
import random
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import imblearn

women = pd.read_csv("C:\\Users\\Anna\\DataScience\\SPRINTS\\SPRINT 5\\Womens Squads.csv", encoding='utf-8')

display(women)
```

	Squad no.	Country	Pos.	Player	DOB	Age	Caps	Goals	Club
0	1	US	GK	Alyssa Naeher	20-abr-88	31	43.0	0.0	Chicago Red Stars
1	2	US	FW	Mallory Pugh	29-abr-98	21	50.0	15.0	Washington Spirit
2	3	US	MF	Sam Mewis	09-oct-92	26	47.0	9.0	North Carolina Courage
3	4	US	DF	Becky Sauerbrunn	06-jun-85	34	155.0	0.0	Utah Royals
4	5	US	DF	Kelley O'Hara	04-ago-88	30	115.0	2.0	Utah Royals
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
547	19	France	DF	Griedge Mbock Bathy	26-feb-95	24	49.0	4.0	Lyon
548	20	France	FW	Delphine Cascarino	05-feb-97	22	11.0	1.0	Lyon
549	21	France	GK	Pauline Peyraud-Magnin	17-mar-92	27	1.0	0.0	Arsenal
550	22	France	DF	Julie Debever	18-abr-88	31	2.0	0.0	Guingamp
551	23	France	MF	Maéva Clémaron	10-nov-92	26	3.0	0.0	Fleury

552 rows × 9 columns

```
In [2]: women.count()
```

Out[2]: Squad no. 552  
Country 552

```
Pos.      552
Player    552
DOB       552
Age       552
Caps      520
Goals     520
Club      552
dtype: int64
```

```
In [3]: # Com que en l'anterior punt veiem que les columnes "Caps" i "Goals" tenen menys quantitat

print(women.isnull())

print("_____")

print(women.count())

print("_____")

print(women.isnull().sum())
```

	Squad no.	Country	Pos.	Player	DOB	Age	Caps	Goals	Club
0	False	False	False	False	False	False	False	False	False
1	False	False	False	False	False	False	False	False	False
2	False	False	False	False	False	False	False	False	False
3	False	False	False	False	False	False	False	False	False
4	False	False	False	False	False	False	False	False	False
..	...	...	...	...	...	...	...	...	...
547	False	False	False	False	False	False	False	False	False
548	False	False	False	False	False	False	False	False	False
549	False	False	False	False	False	False	False	False	False
550	False	False	False	False	False	False	False	False	False
551	False	False	False	False	False	False	False	False	False

[552 rows x 9 columns]

---

```
Squad no.    552
Country      552
Pos.         552
Player       552
DOB          552
Age          552
Caps         520
Goals        520
Club         552
dtype: int64
```

---

```
Squad no.    0
Country      0
Pos.         0
Player       0
DOB          0
Age          0
Caps         32
Goals        32
Club         0
dtype: int64
```

```
In [4]: # Eliminem les files que contenen algun valor nul i comprovem que s'han eliminat, de mane

women = women.dropna(subset=["Caps", "Goals"])

women.count()
```

```
Out[4]: Squad no.      520  
Country                520  
Pos.                  520  
Player                 520  
DOB                   520  
Age                   520  
Caps                  520  
Goals                 520  
Club                  520  
dtype: int64
```

```
In [5]: women.describe()
```

Out[5]:		Squad no.	Age	Caps	Goals
	count	520.000000	520.000000	520.000000	520.000000
	mean	11.867308	26.178846	43.661538	7.348077
	std	6.609365	3.996715	43.674846	15.541727
	min	1.000000	16.000000	0.000000	0.000000
	25%	6.000000	23.000000	11.750000	0.000000
	50%	12.000000	26.000000	29.500000	1.500000
	75%	18.000000	29.000000	62.000000	8.250000
	max	23.000000	41.000000	282.000000	181.000000

```
In [6]: women.dtypes
```

```
Out[6]: Squad no.      int64
Country      object
Pos.         object
Player       object
DOB          object
Age          int64
Caps         float64
Goals        float64
Club         object
dtype: object
```

## CONVERTIR A DUMMY

Anem a normalitzar els atributs categòrics en dummy, això vol dir que convertirem els valors en 0 i 1, creant un nou dataset que concatenarem amb el dataset original per poder-los treballar més fàcilment.

```
In [7]: # Imprimint els tipus en la línia anterior, sabem quins hem de convertir en dummies, ho fa
dummyCountry = pd.get_dummies(women["Country"])
dummyCountry.head()
```

[illegible]

	Argentina	Australia	Brazil	Cameroon	Canada	Chile	China PR	England	France	Germany	...	New Zealand	Nigeria
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0

5 rows × 24 columns

```
In [8]: dummyPosition = pd.get_dummies(women["Pos."])
dummyPosition.head()
```

```
Out[8]:
```

	DF	FW	GK	MF
0	0	0	1	0
1	0	1	0	0
2	0	0	0	1
3	1	0	0	0
4	1	0	0	0

```
In [9]: dummyPlayer = pd.get_dummies(women["Player"])
dummyPlayer.head()
```

```
Out[9]:
```

	Abbie McManus	Abby Dahlkemper	Abby Erceg	Adriana Leon	Adriana Sachs	Adrianna Franch	Agustina Barroso	Ainon Phancha	Aitana Bonmatí	Aivi Luik	...	Yessenia López	Ha
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	

5 rows × 520 columns

```
In [10]: dummyDOB = pd.get_dummies(women["DOB"])
dummyDOB.head()
```

```
Out[10]:
```

	01- abr- 95	01- abr- 97	01- ago- 87	01- dic- 94	01- dic- 95	01- feb- 88	01- feb- 89	01- jul- 90	01- jul- 91	01- jul- 98	...	30- sep- 85	30- sep- 94	31- ago- 99	31- dic- 96	31- ene- 90	31- ene- 91	31- ene- 97	31- jul- 87	31- mar- 95
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	0	0	0	0	0	0	0	0

5 rows × 493 columns

```
In [11]: dummyClub = pd.get_dummies(women["Club"])
```

```
dummyClub.head()
```

Out[11]:

	1. FFC Frankfurt	3B da Amazônia [pt]	AC Nagano Parceiro	ADO Den Haag	AWA Yaoundé	Air Force United	Ajax	Albirex Niigata	Amazona FAP	Ambilly [fr]	...	Vittsjö	Vä
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	
2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	
3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	...	0	

5 rows × 180 columns

Veiem que hi ha atributs que s'han convertit en 520 columnes, això passa perquè per exemple, els noms de les jugadores són únics. No acabo d'entendre quina finalitat podria tenir convertir aquest atribu en dummy. Per exemple, però, si que podria entendre el de la data de naixament (DOB) o el del club, ja que ens podria ajudar a treure estadístiques i conclusions interessants (per exemple, la majoria d'esportistes professionals són nascuts entre el gener i el juny, això passa perquè eren els grans de la seva edat, destacaven més quan eren petits i per això solen arribar més lluny, per un cúmul d'aptetar-los/animar-los més, per les capacitats que tenien, per la confiança en ells, etc)

Concatenaré els nous dataframes amb l'original, per veure com canvia el format de l'original, sobretot en la forma i tamany.

In [12]:

```
women1 = pd.concat([women, dummyCountry, dummyPosition, dummyPlayer, dummyDOB, dummyClub],  
display(women1)
```

	Squad no.	Country	Pos.	Player	DOB	Age	Caps	Goals	Club	Argentina	...	Vittsjö	Växjö	Våleren
0	1	US	GK	Alyssa Naeyer	20-abr-88	31	43.0	0.0	Chicago Red Stars	0	...	0	0	
1	2	US	FW	Mallory Pugh	29-abr-98	21	50.0	15.0	Washington Spirit	0	...	0	0	
2	3	US	MF	Sam Mewis	09-oct-92	26	47.0	9.0	North Carolina Courage	0	...	0	0	
3	4	US	DF	Becky Sauerbrunn	06-jun-85	34	155.0	0.0	Utah Royals	0	...	0	0	
4	5	US	DF	Kelley O'Hara	04-ago-88	30	115.0	2.0	Utah Royals	0	...	0	0	
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	
547	19	France	DF	Griedge Mbock Bathy	26-feb-95	24	49.0	4.0	Lyon	0	...	0	0	

	Squad no.	Country	Pos.	Player	DOB	Age	Caps	Goals	Club	Argentina	...	Vittsjö	Växjö	Våleren
548	20	France	FW	Delphine Cascarino	05-feb-97	22	11.0	1.0	Lyon	0	...	0	0	
549	21	France	GK	Pauline Peyraud-Magnin	17-mar-92	27	1.0	0.0	Arsenal	0	...	0	0	
550	22	France	DF	Julie Debever	18-abr-88	31	2.0	0.0	Guingamp	0	...	0	0	
551	23	France	MF	Maéva Clémaron	10-nov-92	26	3.0	0.0	Fleury	0	...	0	0	

520 rows × 1230 columns

In [13]:

```
print(women.shape)
print("_____")
print(women1.shape)
```

(520, 9)

(520, 1230)

Hem passat de tenir un dataset de 9 atributs amb 520 files, a tenir un dataset de 1230 atributs i 520 files

## ESTANDARITZAR AMB STANDARDSCALER

Ara procedim a estandaritzar els atributs numèrics amb StandardScaler. Tornaré a utilitzar el dataset original per a una millor comprensió dels valors. Una transformació d'escala estàndard és mapar les dades de l'escala original a una escala entre zero i un. Això normalment s'anomena normalització de dades.

In [14]:

```
# Imprimim els tipus de dades per saber amb quines hem de treballar
women.dtypes
```

Out[14]:

```
Squad no.      int64
Country        object
Pos.           object
Player         object
DOB            object
Age            int64
Caps           float64
Goals          float64
Club           object
dtype: object
```

In [15]:

```
# Només tinc 4 atributs numèrics, i els "extrec" del dataset
numerics = women.iloc[:, [5,6,7]]
print(numerics)
```

```
   Age  Caps  Goals
0   31  43.0    0.0
1   21  50.0   15.0
2   26  47.0    9.0
3   34 155.0    0.0
```

```
4      30    115.0     2.0
...    ...     ...     ...
547    24     49.0     4.0
548    22     11.0     1.0
549    27      1.0     0.0
550    31      2.0     0.0
551    26      3.0     0.0
```

```
[520 rows x 3 columns]
```

```
In [16]: # Importo la llibreria StandardScaler
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
```

```
In [17]: # Calculo la mitjana de les columnes

numerics.mean()
```

```
Out[17]: Age      26.178846
Caps      43.661538
Goals      7.348077
dtype: float64
```

```
In [18]: # Calculo la desviació estandar de les columnes

numerics.std()
```

```
Out[18]: Age      3.996715
Caps      43.674846
Goals     15.541727
dtype: float64
```

```
In [19]: # Creo un objecte anomenat scaler que contingui els atributs numèrics del meu dataset per

scaler = StandardScaler().fit(numerics)
print(scaler)

StandardScaler()
```

```
In [20]: # Calculo la mitjana de les columnes amb scaler per veure si em surt el mateix
scaler.mean_
```

```
Out[20]: array([26.17884615, 43.66153846,  7.34807692])
```

```
In [21]: # Calculo la desviació estandar de les columnes amb scaler per veure si em surt el mateix
scaler.scale_
```

```
Out[21]: array([ 3.9928704 , 43.63283059, 15.52677576])
```

```
In [22]: # Anem a estandaritzar els valors

numericScaled = scaler.transform(numerics)
print (numericScaled)
```

```
[[ 1.2074406 -0.01516148 -0.47325195]
 [-1.29702335  0.14526817  0.49282112]
 [-0.04479137  0.07651261  0.10639189]
 ...
 [ 0.20565502 -0.97773942 -0.47325195]]
```

```
[ 1.2074406 -0.9548209 -0.47325195]
[-0.04479137 -0.93190238 -0.47325195]]
```

```
In [23]: # Calculo la mitjana de les columnes escalades
print (numericScaled.mean(axis=0)) #marco l'axis=0 perquè se m'imprimeixin totes les colun

[-4.09928501e-16 -4.09928501e-17  8.54017711e-18]
```

```
In [24]: # Calculo la desviació estandard de les columnes escalades
print (numericScaled.std(axis=0)) #marco l'axis=0 perquè se m'imprimeixin totes les colum

[1. 1. 1.]
```

Veiem doncs, com hem convertit les mitjanes en un número 0 (el número negatiu final ens indica els 0 que té al davant) i les desviacions típiques ara són 1.

## NIVELL 2

### Exercici 2

Continua amb el conjunt de dades de tema esportiu que t'agradi i aplica l'anàlisi de components principals. El següent pas de la PCA és projectar els elements a dues dimensions, això vol dir que si tinc quatre columnes (4 dimensions), haig de convertir-ho en dues columnes (2 dimensions)

```
In [25]: # Importo la llibreria necessaria
from sklearn.decomposition import PCA

# Faig la projecció a 2D

pca = PCA(n_components=2)

componentsPrincipals = pca.fit_transform(numericScaled)

dosDdataset = pd.DataFrame(data= componentsPrincipals,
                           columns= ["componentPrincipal1", "componentPrincipal2"]
                           )

dosDdataset.head()
```

```
Out[25]:
```

	componentPrincipal1	componentPrincipal2
--	---------------------	---------------------

0	0.358993	-1.225922
1	-0.311699	1.314571
2	0.085117	0.107340
3	2.397978	-1.644508
4	1.356903	-0.853255

```
In [26]: # Concatenem el dataset 2D amb l'atribut categòric "Pos." (posició on juguen) en un dataset

womenFinal =pd.concat([women[["Pos."]] , dosDdataset], axis=1)

womenFinal.head()
```

```
Out[26]:
```

	Pos.	componentPrincipal1	componentPrincipal2
--	------	---------------------	---------------------

0	GK	0.358993	-1.225922
---	----	----------	-----------



	Pos.	componentPrincipal1	componentPrincipal2
1	FW	-0.311699	1.314571
2	MF	0.085117	0.107340
3	DF	2.397978	-1.644508
4	DF	1.356903	-0.853255

In [28]:

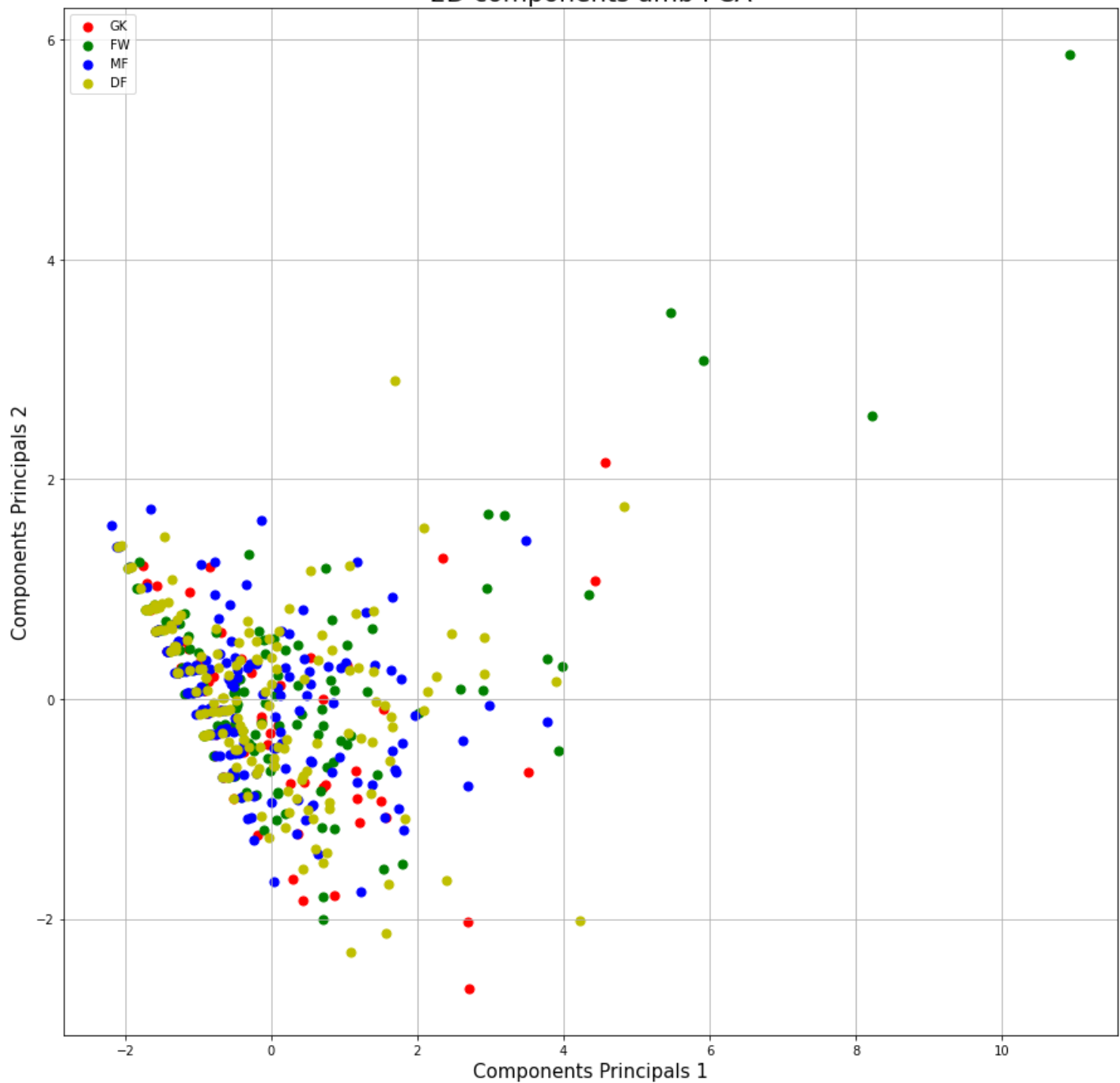
```
# Fem un gràfic amb la informació anterior
fig = plt.figure(figsize=(15,15))
ax = fig.add_subplot(1,1,1)
ax.set_xlabel('Components Principals 1', fontsize = 15)
ax.set_ylabel('Components Principals 2', fontsize = 15)
ax.set_title('2D components amb PCA', fontsize = 20)

posicions = ["GK", "FW", "MF", "DF"]
colors = ["r", "g", "b", "y"]

for posicio, color in zip(posicions, colors):
    mantenir = womenFinal["Pos."] == posicio
    ax.scatter(womenFinal.loc[mantenir, "componentPrincipal1"],
               womenFinal.loc[mantenir, "componentPrincipal2"],
               c = color,
               s = 50)

ax.legend(posicions)
ax.grid()
```

## 2D components amb PCA



```
In [30]: # Veiem com ens queda repartida la variança en els dos components, un 68% en el primer i un 22% en el segon
pca.explained_variance_ratio_
```

```
Out[30]: array([0.6871727 , 0.22672172])
```

```
In [ ]:
```

## NIVELL 3

### Exercici 3

Continua amb el conjunt de dades de tema esportiu que t'agradi i normalitza les dades tenint en compte els outliers.

