

Análisis exploratorio y de componentes principales

# Índice

Análisis del código		3
1.	Librerías	3
2.	Lectura del fichero	3
3.	Selección de métricas	4
4.	Análisis Exploratorio de Datos (EDA)	4
5.	Análisis de Componentes Principales (ACP)	5

## Análisis del código

#### 1. Librerías

```
Source on Save
1 - # -----
2 # 1. Librerías
3 + # -----
4 # install.packages("FactoMineR")
  # install.packages("GGally")
 # install.packages("corrplot")
 # install.packages("factoextra")
8 # install.packages("caret")
0 library(dplyr)
1 library(ggplot2)
  library(GGally)
3 library(corrplot)
4 library(FactoMineR)
5 library(factoextra)
6 library(caret)
7
```

Primeramente, instalé las librerías necesarias y tras ello las importo. Las he dejado comentadas para que no se vuelvan a instalar tras ejecutar el código.

#### 2. Lectura del fichero

En primer lugar, seteamos ese path como nuestro directorio actual. Ahí, contenemos todos los archivos correspondientes al módulo 2 del Premáster Curso en Estadística y Matemáticas.

A continuación, leemos los archivos del directorio previamente establecido y leemos el archivo .csv que contiene diversas métricas de los jugadores de las 5 grandes ligas.

Selecciono los equipos de la liga española y después creo el dataframe df\_defensas que filtra por la posición de defensa.

#### 3. Selección de métricas

Elegimos las métricas de intercepciones, bloqueos, recuperaciones, duelos aéreos ganados, pases completados, pases clave y pases al área por 90 minutos.

#### 4. Análisis Exploratorio de Datos (EDA)

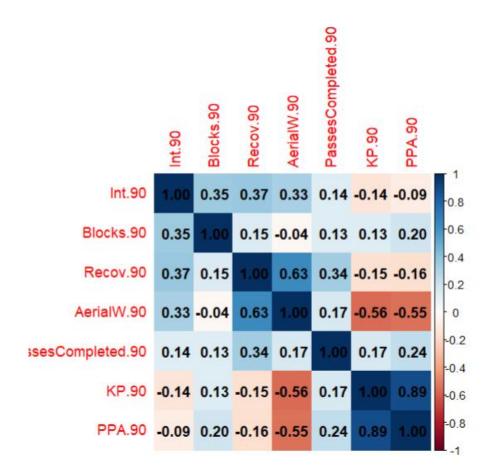
```
1
2 + # -----
  # 4. Análisis exploratorio de los datos
3
5
5
  # Estadísticas descriptivas
  summary(df_metricas)
9
  # Pairplot para ver relaciones
0
  ggpairs(df_metricas)
2
  # Matriz de correlación
3
  cor_matrix <- cor(df_metricas)</pre>
  corrplot(cor_matrix, method = "color", addCoef.col = "black")
4
```

Realizamos un análisis básico con la función summary() para ver la dispersión de cada variable. A continuación, usamos ggpairs() para ver las relaciones entre métricas y corrplot() para mostrar la matriz de correlaciones.

#### 5. Análisis de Componentes Principales (ACP)

```
# 5. Análisis de componentes principales
* # ----
  # Escalar las variables (normalización Min-Max)
preproc <- preProcess(df_metricas, method = c("range"))
df_normalizado <- predict(preproc, df_metricas)</pre>
  # Aplicar PCA
  acp <- prcomp(df_normalizado, center = TRUE, scale. = TRUE)</pre>
  # Resumen de varianza explicada
  summary(acp)
  # Scree plot (varianza por componente) fviz_eig(acp, addlabels = TRUE, ylim = c(0, 60))
  # Correlación entre variables originales y componentes
fviz_pca_var(acp, col.var = "contrib", repel = TRUE)
  # Puntuaciones de los jugadores sobre los dos primeros componentes
fviz_pca_ind(acp,
                    geom.ind = "point",
                    pointshape = 21,
col.ind = "cos2",
palette = "viridis",
                     addEllipses = FALSE,
                     repel = TRUE)
  # Boxplot de las puntuaciones
scores <- as.data.frame(acp$x)
boxplot(scores, main = "Distribución de puntuaciones sobre las CPS")</pre>
  # 6. Rating
  df_resultado <- df_defensas %>%
    filter(complete.cases(select(., all_of(metricas)))) %>%
    mutate(PC1 = scores$PC1.
               PC2 = scores$PC2)
  head(df_resultado[, c("Player", "Squad", "PC1", "PC2")])
```

Normalizamos las variables utilizando Min-Max para evitar que las escalas distintas influyeran en los resultados. Después, aplicamos prcomp() para obtener las componentes principales. Observamos que los dos primeros explican aproximadamente el 65% de la varianza total del dataset. Representamos gráficamente las variables y los jugadores en el nuevo espacio reducido.



### Distribución de puntuaciones sobre las CPs

