

Facultad
de Ciencias
Económicas y
Empresariales

TRABAJO FINAL DEL MÁSTER EN ESTADÍSTICA APLICADA:
ESTUDIO ESTADÍSTICO DEL RENDIMIENTO DE EQUIPOS DE FÚTBOL
PROFESIONALES ESPAÑOLES.

Antonio Miguel Navarro Molina

ÍNDICE

INTRODUCCIÓN	3
SELECCIÓN DE DATOS Y DE VARIABLES	4
REGRESIÓN LINEAL	7
INTERPRETACIÓN DEL MODELO Y PREDICCIONES	10
REGRESIÓN LOGÍSTICA	12
INTERPRETACIÓN DEL MODELO Y PREDICCIONES	14
COMPARACIÓN CON EL MODELO DE REGRESIÓN LINEAL	16
ALGORITMO KNN CLASIFICADOR	16
COMPARACIÓN CON EL MODELO DE REGRESIÓN LINEAL	19
COMPARACIÓN CON EL MODELO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA	19
ALGORITMO KNN REGRESOR	20
COMPARACIÓN CON EL MODELO DE REGRESIÓN LINEAL	23
COMPARACIÓN CON EL MODELO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA	24
COMPARACIÓN CON EL CLASIFICADOR KNN	25
CONCLUSIONES	25
ÍNDICE DE FIGURAS	27
ANEXO: DATOS USADOS	28

RESUMEN

El presente Trabajo Final del Máster en Estadística Aplicada de la UNED consiste en un estudio estadístico del rendimiento deportivo de equipos de fútbol de la Primera División Española, con especial interés en el rendimiento de los equipos recién ascendidos.

Para su realización se han usado datos históricos que componen 320 datos muestrales y se han utilizado algunas de las técnicas estadísticas trabajadas durante el curso, así como uno de los algoritmos de Clasificación y de Regresión de Machine Learning más ampliamente usados, el K-Nearest Neighbors.

1. INTRODUCCIÓN

La industria del fútbol es una de las más importantes de las economías europeas debido a ser el deporte que cuenta con mayor seguimiento y popularidad. Además, sigue siendo una de las que mayor crecimiento en los ingresos ha generado en la última década. Según el “Annual Review of Football Finance 2021” de Deloitte, la temporada 19/20 fue la primera en la última década en la que los ingresos bajaron en el conjunto de Europa al caer un 13%.

Por su parte la Liga Española, en la que se centra este trabajo, ingresó un 8% menos que la temporada anterior, pasando a ser la tercera en ingresos por detrás de la inglesa y la alemana y por delante de la italiana y la francesa. Además, genera más del 1% del PIB y más de 150 mil empleos directos.

Este contexto de continuo crecimiento económico va de la mano con una creciente profesionalización de los equipos de fútbol mediante el uso de herramientas que no se venían usando en el pasado, como el uso de herramientas estadísticas para ayudar en la toma de decisiones.

El famoso Big Data, el almacenamiento y procesado que permite obtener información útil de grandes cantidades de datos, se está aplicando al fútbol últimamente para evaluar el rendimiento de jugadores, equipos, etc.

Esta tendencia se puede ver reflejada en noticias de este mismo año que adquirieron bastante popularidad, como la contratación por parte del Manchester City de profesionales especializados en la aplicación del Big Data al deporte para mejorar el rendimiento de su equipo.

El presente trabajo se centra en predecir el rendimiento de equipos de fútbol profesionales españoles de cara a una temporada.

Se intentará dar respuesta a la pregunta de si un equipo recién ascendido a Primera División (particularmente los de este año, RCD Espanyol, RCD Mallorca y Rayo Vallecano) logrará o no la permanencia.

Los datos usados son referentes a equipos de la primera división española desde la temporada 2005/2006, están actualizados por última vez el 2 de Agosto de 2021 y provienen de las webs “Transfermarkt” y “bdfutbol”. El trabajo está realizado en Python.

2. SELECCIÓN DE DATOS Y DE VARIABLES

Para la realización de este trabajo se ha seleccionado una muestra de 320 equipos, todos los equipos participantes en la Primera División desde la temporada 2005/2006 en adelante, ya que el registro de algunos datos, como el valor de mercado de los equipos, en temporadas anteriores a esta es menos completo.

Las variables explicadas que se han incluido en alguno de los siguientes modelos son:

- **Desciende:** Toma el valor 1 si un equipo desciende y 0 en caso contrario.
- **Puntos:** Los puntos finales que consigue un equipo.

Para explicarlas, las variables explicativas que se han incluido en alguno de los siguientes modelos son:

- **Puntos de la Temporada Anterior:** Se incluye con la idea de que equipos que hayan tenido un buen rendimiento en determinada temporada tenderán a tener uno similar en la siguiente, y viceversa.
- **Estaba en 2a:** Es una variable Dummy que toma valor 1 si se refiere a un equipo que viene de competir en Segunda División y acaba de ascender, o valor 0 si se refiere a un equipo que ya estaba en Primera. Su función es ajustar el coeficiente de la variable “Puntos de la Temporada Anterior” dependiendo de la división en la que estos puntos se hayan conseguido. Se incluye porque no tiene el mismo valor conseguir 67 puntos en Segunda División que hacerlo en Primera. Cómo ajusta esta variable dicho coeficiente se explica con más detalle más adelante.
- **Valor de Mercado Medio Normalizado:** En general, cuanto mayor sea el valor de mercado de un equipo, mayor rendimiento podrá esperarse de él. Para calcular esta variable, se ha atendido al Valor de Mercado Medio de cada equipo, esto es el Valor Total de Mercado de cada equipo dividido entre el número total de jugadores de cada equipo.

Para normalizar estos valores se ha usado la fórmula $Z = \frac{X - \bar{X}}{\sigma}$, donde

Z = Valor normalizado

X = Valor sin normalizar

\bar{X} = Valor medio

σ = Desviación estándar

En este caso, se han calculado los valores de mercado medio de cada equipo normalizados por cada temporada. Al haber 15 temporadas recogidas en la muestra, este proceso de normalización se ha realizado 15 veces.

Es decir, esta variable mide el Valor de Mercado Medio medido en desviaciones típicas respecto a la media.

La razón por la que se ha normalizado ha sido principalmente la de eliminar la inflación del sector.

Se han contemplado también más variables además de las elegidas, como la continuidad o no del entrenador que acabó la temporada anterior, la edad del entrenador, el porcentaje de jugadores extranjeros y el porcentaje de plantilla que continua con respecto a la pasada temporada. Pero finalmente no se han incluido por no ser estadísticamente significativas al 95% de confianza.

Los gráficos para la visualización de las variables seleccionadas son:

- “Desciende” frente a “Valor de Mercado Medio Normalizado”: En esta gráfica se observa que la mayoría de equipos que descienden tienen un Valor de Mercado Medio inferior a 0 desviaciones estándar respecto a la media.

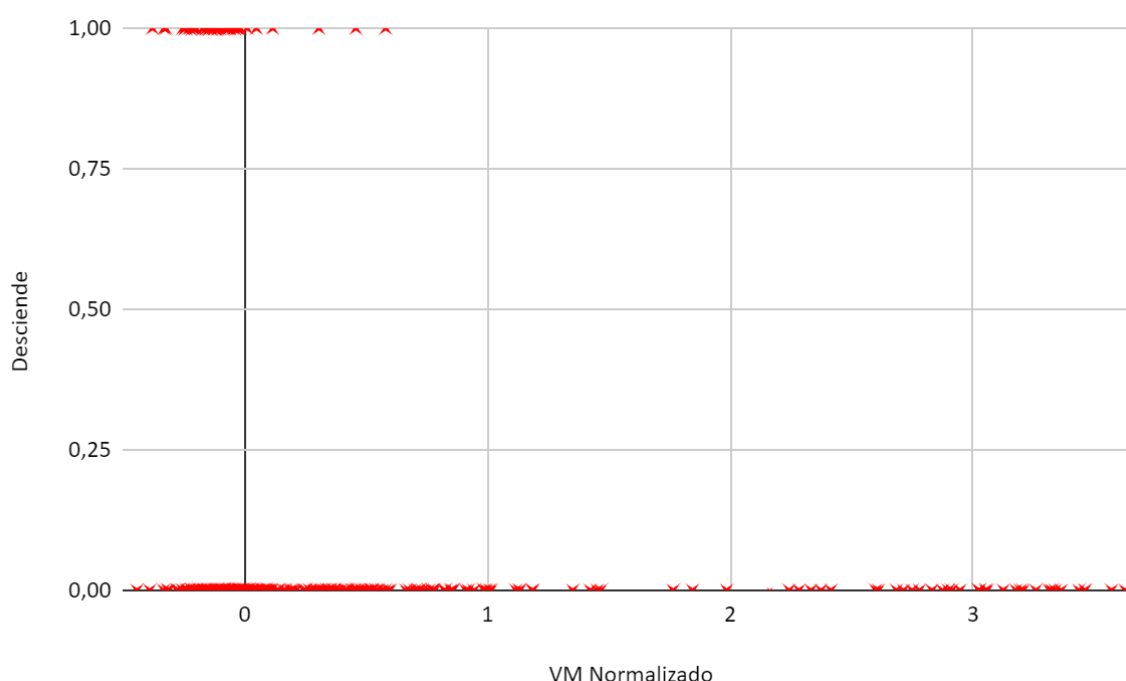


Figura 1: Eje Y: Desciende ; Eje X: Valor de Mercado Medio Normalizado

- “Puntos” frente a “Puntos de la temporada anterior” cuando el equipo estaba en Primera División: En este gráfico se puede comprobar que los equipos tienden a repetir un rendimiento similar al de la temporada anterior.

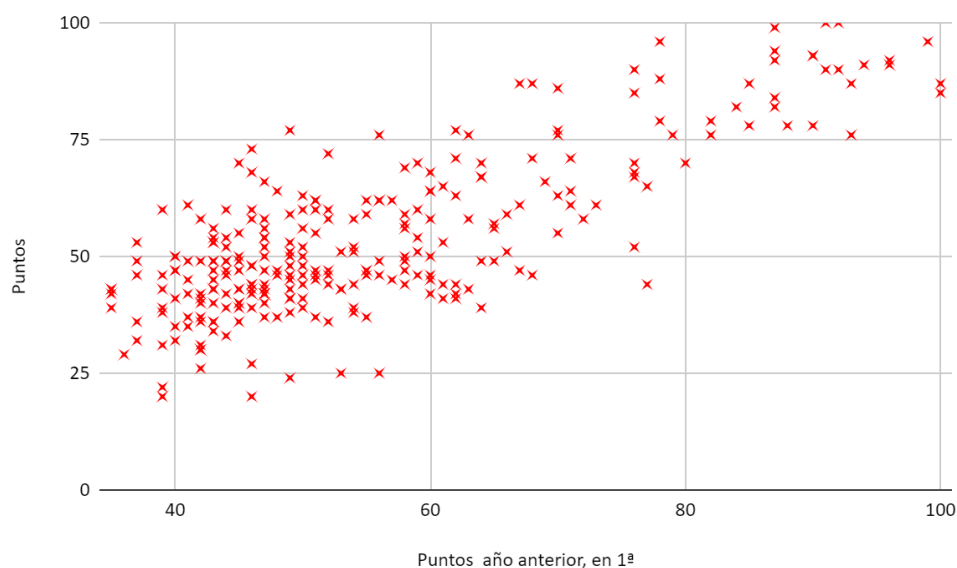


Figura 2: Eje Y: Puntos ; Eje X: Puntos del año anterior, en Primera

- “Puntos” frente a “Puntos de la temporada anterior” cuando el equipo estaba en Segunda División: Se aprecia que, en general, los equipos que consiguen más puntos en la temporada de su ascenso tienden a rendir mejor, aunque esta tendencia no es tan fuerte como la de la gráfica anterior.

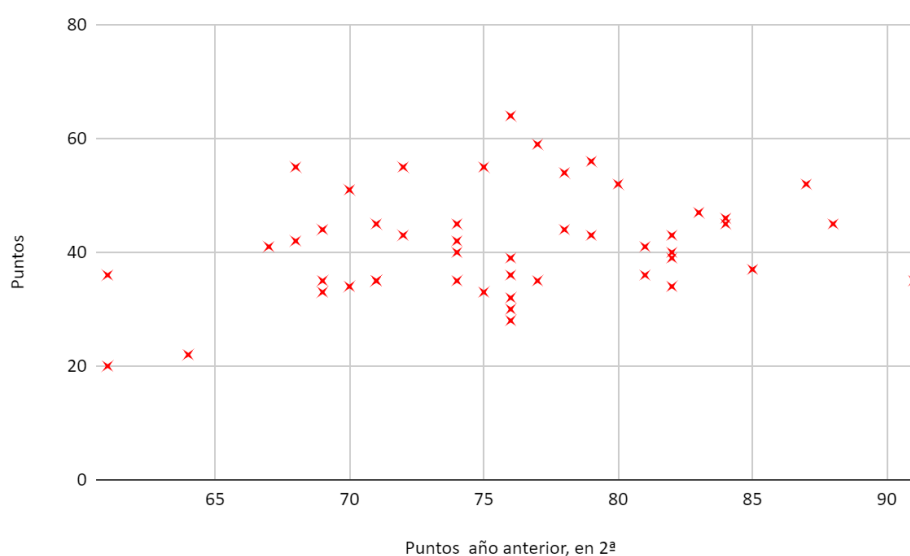


Figura 3: Eje Y: Puntos ; Eje X: Puntos del año anterior, en Segunda

- “Puntos” frente a “Valor Medio de Mercado Normalizado”: Como cabe esperar, cuanto mayor Valor de Mercado Medio Normalizado presenta un equipo, mayor cantidad de puntos suele conseguir.

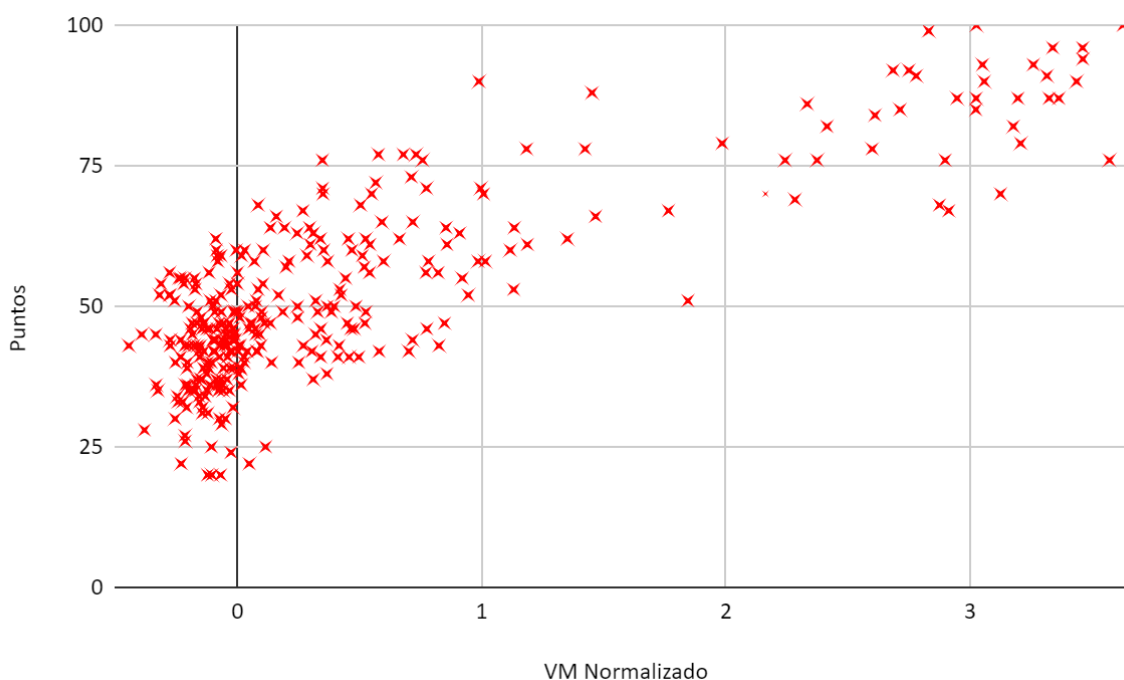


Figura 4: Eje Y: Puntos ; Eje X: Valor de Mercado Medio Normalizado

Al final de este trabajo, en el Anexo, se adjuntan los datos utilizados para la realización del mismo, actualizados a fecha de 2 de Agosto de 2021.

3. REGRESIÓN LINEAL

Una primera manera de plantear el problema de si los equipos recién ascendidos descenderán o no puede ser la creación de un modelo de Regresión Lineal que ordene a todos los equipos de Primera División según la puntuación que se espera de ellos, para comprobar si algún recién ascendido está entre los tres últimos clasificados o no.

Para este modelo de regresión lineal se usará, como variable explicada, los **Puntos**, y como variables explicativas:

- **VM normalizado** para referirse al Valor de Mercado Medio Normalizado que se ha explicado anteriormente.
- **Ptos_Temp_Ant.** como “Puntos de la Temporada Anterior”.

- **Estabaen2a:** Es la variable dummy que toma el valor de 1 si un equipo estaba en Segunda División la temporada anterior ó 0 si estaba en Primera. La forma en la que ajusta el coeficiente que acompaña a la variable “Puntos Temporada Anterior” se explica a continuación.

El modelo general queda como:

$$\widehat{Puntos} = \beta_1 + \beta_2 \times VM Normalizado + \beta_3 \times Ptos Temp Ant + \beta_4 \times Ptos Temp Ant \times Estabaen2a$$

Sin embargo, si un equipo viene de la Segunda División (Estabaen2a = 1), el modelo quedará:

$$\widehat{Puntos} = \beta_1 + \beta_2 \times VM Normalizado + \beta_3 \times Ptos Temp Ant + \beta_4 \times Ptos Temp Ant \times 1$$

$$\widehat{Puntos} = \beta_1 + \beta_2 \times VM Normalizado + (\beta_3 + \beta_4) \times Ptos Temp Ant$$

Mientras que si el equipo estaba en Primera División:

$$\widehat{Puntos} = \beta_1 + \beta_2 \times VM Normalizado + \beta_3 \times Ptos Temp Ant$$

Es decir, cuando un equipo viene de competir en Primera División, el coeficiente que acompaña a la variable “Puntos Temporada Anterior” es β_3 , mientras que si viene de Segunda, gracias al efecto de la variable “Estabaen2a”, el coeficiente que acompaña “Puntos Temporada Anterior” se ajusta pasando a ser $\beta_3 + \beta_4$.

Haremos la Regresión Lineal usando el módulo de Python “Statsmodels”, que es un paquete estadístico muy utilizado que permite explorar datos, estimar diferentes tipos de modelos estadísticos y hacer tests estadísticos.

Usando nuestros datos desde la temporada 2005/2006, al ejecutar en Python el modelo de Regresión Lineal con “statsmodels”, obtenemos los siguientes resultados:

OLS Regression Results						
=====						
Dep. Variable:	Ptos.	R-squared:	0.695			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.692			
Method:	Least Squares	F-statistic:	240.0			
Date:	Mon, 02 Aug 2021	Prob (F-statistic):	4.03e-81			
Time:	14:59:16	Log-Likelihood:	-1163.8			
No. Observations:	320	AIC:	2336.			
Df Residuals:	316	BIC:	2351.			
Df Model:	3					
Covariance Type:	nonrobust					
=====						
	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]

Ptos_Temp_Ant.	0.3695	0.067	5.488	0.000	0.237	0.502
Ptos_Temp_Ant*Estabaen2a	-0.1725	0.033	-5.170	0.000	-0.238	-0.107
VM normalizado	9.0005	1.014	8.877	0.000	7.006	10.995
Intercepto	28.3149	3.318	8.533	0.000	21.786	34.844
=====						
Omnibus:	0.960	Durbin-Watson:	2.025			
Prob(Omnibus):	0.619	Jarque-Bera (JB):	0.823			
Skew:	0.122	Prob(JB):	0.663			
Kurtosis:	3.049	Cond. No.	415.			
=====						

Figura 5: Resultados del Modelo de Regresión Lineal

Es decir, si el equipo que se estudia estaba en Segunda División, el modelo queda:

$$\widehat{Puntos} = 28,3149 + 9,0005 \times VM \text{ Normalizado} + (0,3695 - 0,1725) \times Ptos \text{ Temp Ant}$$

$$\widehat{Puntos} = 28,3149 + 9,0005 \times VM \text{ Normalizado} + 0,197 \times Ptos \text{ Temp Ant}$$

Mientras que si el equipo venía de competir en Primera:

$$\widehat{Puntos} = 28,3149 + 9,0005 \times VM \text{ Normalizado} + 0,3695 \times Ptos \text{ Temp Ant}$$

3.1. INTERPRETACIÓN DEL MODELO Y PREDICCIONES

- Constante = 28,3149 → Son los puntos que se estiman de un equipo que haya hecho 0 puntos el año anterior y que su VM Normalizado sea de 0 desviaciones típicas respecto a la media, es decir, que su Valor de Mercado sea igual a la media del Valor de Mercado de los equipos de esa temporada.

La temporada 2020-2021 presenta una media de Valor de Mercado Medio (Valor Total de Mercado de cada equipo dividido entre el total de jugadores de dicho equipo) de 3,755. O sea, con un Valor de Mercado Medio de 3,755 Millones, se traduce en un VMNormalizado es 0. Un equipo que hipotéticamente presentara un Valor de Mercado Medio de 3,755 Millones (VMNormalizado = 0) y hubiera obtenido 0 puntos en la temporada anterior (Ptos_Temp_Ant = 0) tendería a conseguir 28,3149 puntos en la presente temporada, según la fórmula.

$$\widehat{Puntos} = 28,3149 + 9,0005 \times VM\ Normalizado + 0,3695 \times Ptos\ Temp\ Ant$$

$$\widehat{Puntos} = 28,3149 + 9,0005 \times 0 + 0,3695 \times 0$$

$$\widehat{Puntos} = 28,3149$$

- Ptos_Temp_Ant. = 0,3695 → Se interpreta como que un equipo, por cada punto adicional que consiguiera la temporada anterior en la clasificación, tiende a conseguir 0,3695 puntos adicionales, si se mantienen constantes el resto de variables.

Por ejemplo, un equipo con un VMNormalizado de 0 y 40 puntos conseguidos en Primera División tendería a conseguir:

$$\widehat{Puntos} = 28,3149 + 9,0005 \times VM\ Normalizado + 0,3695 \times Ptos\ Temp\ Ant$$

$$\widehat{Puntos} = 28,3149 + 9,0005 \times 0 + 0,3695 \times 40 = 43,0949$$

Mientras que si en la temporada anterior hubiera obtenido 41 puntos en lugar de 40, y el resto de variables permanecieran constantes, según el modelo tendería a obtener 0,3695 puntos más:

$$\widehat{Puntos} = 28,3149 + 9,0005 \times 0 + 0,3695 \times 41 = 43,4644$$

- $Ptos_Temp_Ant \cdot Estabaen2a = -0,1725 \rightarrow$ Si un equipo procede de la Segunda División, la cantidad de puntos adicionales que tiende a obtener en la presente temporada por cada punto adicional conseguido en la campaña anterior es de 0,197 (La suma de 0,3695 y -0,1725). De esta manera el modelo distingue entre los puntos que un equipo consigue en Primera División frente a los puntos que se consiguen en la Segunda.
- $VM\ Normalizado = 9,0005 \rightarrow$ Al estar esta variable medida en desviaciones típicas respecto a la media, significa que por cada desviación típica adicional que presente esta variable, se tienden a obtener 9,0005 puntos más en la presente temporada. La temporada 2020-2021 presenta una desviación típica de 9,457. La interpretación del coeficiente para la temporada 2020-2021 es entonces que por cada incremento de 9,457 millones de euros de un equipo en su Valor de Mercado Medio, dicho equipo tenderá a conseguir 9,0005 puntos más. Por ejemplo, un equipo con un $VMNormalizado$ de 0 y 40 puntos conseguidos en Primera División tendería a conseguir:

$$\widehat{Puntos} = 28,3149 + 9,0005 \times VM\ Normalizado + 0,3695 \times Ptos\ Temp\ Ant$$

$$\widehat{Puntos} = 28,3149 + 9,0005 \times 0 + 0,3695 \times 40 = 43,0949$$

Mientras que si su $VMNormalizado$ fuera de 1 (que significa un incremento de 9,457 millones de euros en su Valor de Mercado Medio) y el resto de variables permanecieran constantes, según el modelo tendería a obtener 9,0005 puntos más:

$$\widehat{Puntos} = 28,3149 + 9,0005 \times 1 + 0,3695 \times 40 = 52,0954$$

- El p-valor asociado al test estadístico F es $4,03 \cdot 10^{-81}$ menor que 0,01, por lo que el modelo es conjuntamente significativo al 99% de confianza
- Todos los p-valores asociados a las variables también son menores de 0,01 por lo que también podemos decir que todas las variables son estadísticamente significativas.
- El R^2 corregido indica que el modelo explica un 69,2% de la variación total de la variable "Puntos".

Aplicando los datos a fecha de 2 de Agosto de 2021 a este modelo, podemos obtener las siguientes predicciones:

Primera División 21-22	Predicción de Puntos Regresión
Real Madrid	85,12
Atlético de Madrid	83,21
FC Barcelona	80,83
Sevilla FC	67,75
Real Sociedad	61,18
Villareal CF	56,22
Real Betis Balompié	53,56
Celta de Vigo	50,56
Valencia CF	49,82
Athletic Club	48,19
Getafe CF	44,91
Granada CF	44,86
CA Osasuna	43,98
RCD Espanyol	43,65
Levante UD	43,45
Cádiz CF	42,64
RCD Mallorca	42,50
Deportivo Alavés	41,12
Elche CF	39,62
Rayo Vallecano	39,04

Figura 6: Predicciones del modelo de Regresión Lineal

Según el modelo de Regresión Lineal, dos de los 3 equipos ascendidos, el RCD Espanyol y el RCD Mallorca, no descenderían, mientras que el Rayo sí lo haría.

4. REGRESIÓN LOGÍSTICA

Otra manera de plantear el problema puede ser una Regresión Logística que nos indique las probabilidades de descender de cada equipo para después ordenarlos de mayor a menor probabilidad.

Si usamos los mismos datos y las mismas variables que en el modelo anterior, excepto la variable explicada, que pasa a ser “Desciende” (binaria que toma los valores 1 si un equipo

desciende y 0 si logra la permanencia), obtenemos que todos los p-valores de las variables “Ptos_Temp_Ant” y “Ptos_Temp_Ant*Estabaen2a” son mayores de 0,05, lo que indica que esas variables no son estadísticamente significativas.

Logit Regression Results						
=====						
Dep. Variable:	Desciende	No. Observations:	320			
Model:	Logit	Df Residuals:	316			
Method:	MLE	Df Model:	3			
Date:	Wed, 18 Aug 2021	Pseudo R-squ.:	0.1799			
Time:	13:54:10	Log-Likelihood:	-110.93			
converged:	True	LL-Null:	-135.27			
Covariance Type:	nonrobust	LLR p-value:	1.536e-10			
=====						
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]

Ptos_Temp_Ant.	-0.0489	0.030	-1.655	0.098	-0.107	0.009
Ptos_Temp_Ant*Estabaen2a	0.0218	0.014	1.596	0.111	-0.005	0.049
VM normalizado	-3.1221	1.098	-2.844	0.004	-5.273	-0.971
Intercepto	0.7190	1.378	0.522	0.602	-1.982	3.420
=====						

Figura 7: Modelo Logit con variables estadísticamente no significativas

Por esto, si eliminamos dichas variables, obtenemos la siguiente regresión logística:

Logit Regression Results						
=====						
Dep. Variable:	Desciende		No. Observations:		320	
Model:	Logit		Df Residuals:		318	
Method:	MLE		Df Model:		1	
Date:	Wed, 04 Aug 2021		Pseudo R-squ.:		0.1690	
Time:	14:48:23		Log-Likelihood:		-112.41	
converged:	True		LL-Null:		-135.27	
Covariance Type:	nonrobust		LLR p-value:		1.372e-11	
=====						
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]

VM normalizado	-3.8695	0.910	-4.253	0.000	-5.653	-2.086
Intercepto	-1.5524	0.180	-8.625	0.000	-1.905	-1.200
=====						

Figura 8: Resultados del Modelo de Regresión Logística

4.1. INTERPRETACIÓN DEL MODELO Y PREDICCIONES

El signo negativo de la variable “VM Normalizado” implica que al aumentar el Valor de Mercado de los equipos la posibilidad de descender disminuye.

Si atendemos a los Odd y Odd-Ratio:

ODDS:

El Odd es el cociente entre las probabilidades de dos sucesos contrarios entre sí. Cada individuo de la muestra tiene uno diferente.

Se puede interpretar como la posibilidad de que pase un evento frente a su evento contrario. En este caso, la probabilidad de descender frente a la de lograr la permanencia.

Si estudiamos el Rayo Vallecana, vemos que su z_i es

$$z_i = -1,5524 - 3,8695 \times (-0,2743953298) = -0,4906272715$$

Por lo que su probabilidad de descender es

$$\frac{e^{-0,4906272715}}{1 + e^{-0,4906272715}} = 37,97458097\%$$

Su Odd

$$\frac{0,3797458097}{1 - 0,3797458097} = 0,612242 \quad (\text{su inverso es } 1,633340)$$

Se interpreta como que es 0,612242 veces más probable que el Rayo Vallecana descienda a que logre la permanencia, o dicho de otra manera, es 1,633340 veces más probable que el Rayo Vallecana logre la permanencia a que descienda.

Si calculamos el Odd de todos los equipos obtenemos los siguientes resultados (haciéndole el inverso a los Odds como en el ejemplo anterior):

Primera División 21-22	Predicción del Logit	Odds inversa
Rayo Vallecano	37,97458097	1,633340447
Elche CF	33,28762016	2,004119836
RCD Mallorca	33,01559861	2,028871328
Cádiz CF	32,7447089	2,053928508
Deportivo Alavés	26,4535014	2,780217919
RCD Espanyol	23,17481937	3,315028238
CA Osasuna	21,47270898	3,657074247
Granada CF	20,45595665	3,88855162
Levante UD	17,56287988	4,693827021
Getafe CF	6,592938041	14,16774454
Celta de Vigo	6,321128234	14,81996066
Real Betis Balompié	6,201063337	15,12626651
Athletic Club	5,786255518	16,28233392
Valencia CF	1,855205684	52,90237905
Villareal CF	1,291090265	76,45391837
Real Sociedad	0,2917236518	341,7901694
Sevilla FC	0,187721902	531,7028914
Atlético de Madrid	0,001020302187	98009,17903
FC Barcelona	0,0009362966188	106802,7607
Real Madrid	0,0003258109996	306925,4086

Figura 9: Predicción del modelo Logit en tanto por ciento y Odds de todos los equipos

Que se interpretan de la misma forma que en el ejemplo anterior, el Real Madrid tiene casi 307 mil veces más posibilidades de conseguir la permanencia que de descender, el Atlético unas 98 mil, etc.

ODD-RATIO

El Odd-ratio es una medida asociada a una variable (es la misma para todos los individuos) que atiende a la variación del Odd, la probabilidad de descender frente a no hacerlo, cuando se produce un cambio unitario en dicha variable asociada al Odd.

La única variable de este modelo es el VMNormalizado, por lo que solo hay un Odd-Ratio, el asociado a esta variable. Para calcularlo seleccionamos un equipo cualquiera, por ejemplo el Rayo Vallecano, y calculamos su Odd cuando su VMNormalizado aumente en una unidad.

Para que su VMNormalizado aumente en una unidad, es decir, pase de -0,2743953298 desviaciones típicas a 0,7256046702, debe aumentar su VM de 1,16 a 11,11748738 Millones.

Al producirse este cambio unitario en el VMNormalizado, su Odd, la probabilidad de descender frente a no hacerlo, pasa de 0,6122422316 a 0,01277676143, por lo que el Odd-ratio asociado a la variable VMNormalizado es:

$$\frac{0,01277676143}{0,6122422316} = 0,02086880122 \text{ (su inverso es 47,91842087)}$$

Que se puede interpretar como que la probabilidad de descender frente a lograr la permanencia, o el Odd, aumenta unas 0,0208 veces al aumentar en una unidad el VMNormalizado. O también, que la probabilidad de descender frente a lograr la permanencia disminuye unas 47,9184 veces al aumentar en una unidad el VMNormalizado.

4.2 COMPARACIÓN CON EL MODELO DE REGRESIÓN LINEAL

Si observamos las Figuras 6 y 9, vemos que mientras el modelo de Regresión Lineal predice que los equipos descendidos serán el Deportivo Alavés, el Elche y el Rayo Vallecano, el modelo Logit otorga más posibilidad de descender al Rayo Vallecano, con 37,97%, al Elche, con 33,29% y al RCD Mallorca con un 33,02%.

Es decir, a diferencia del modelo de Regresión Lineal que sólo desciende a uno de los equipos ascendidos, el Rayo Vallecano, el modelo Logit desciende a dos de los tres, Rayo y RCD Mallorca.

5. ALGORITMO KNN CLASIFICADOR

El algoritmo K Nearest Neighbors es uno de los algoritmos de clasificación de Machine Learning más utilizados. Con él también podemos ver la probabilidad de descender que se le otorga a cada equipo, por lo que podemos actuar como en el modelo Logit.

Para empezar, esta técnica requiere la división de los datos con los que contamos en dos grupos, uno de entrenamiento y otro de prueba. El grupo de entrenamiento será el que use el algoritmo para aprender de los datos, mientras que el de prueba se usará para validar el modelo como se explicará a continuación.

En este caso, se hace esta división con la función “train_test_split” del módulo sklearn, que usa como argumentos X (los datos referentes a las variables que venimos usando, “Ptos Temp Ant”, “Ptos Temp Ant*Estabaen2a” y “VMNormalizado”) e Y (“Desciende”).

```
#Dividimos la muestra en el grupo de prueba y el grupo de test.
X = Datos[['Ptos_Temp_Ant.', 'Ptos_Temp_Ant*Estabaen2a', 'VM normalizado']].values
y = Datos['Desciende'].values

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, random_state=0)
scaler = MinMaxScaler()
X_train = scaler.fit_transform(X_train)
X_test = scaler.transform(X_test)

✓ 1.2s
```

Figura 10: División de los datos en dos grupos con la función “train_test_split” en KNN Clasificador

Esta división resulta en un grupo de entrenamiento del 75% del total de la muestra, 240, y un grupo de prueba con los restantes 80 datos.

El algoritmo otorga, a una nueva entrada cuya salida nos interese predecir, una probabilidad de pertenencia a determinado grupo dependiendo de su distancia a los k vecinos más cercanos del grupo de entrenamiento. Cuantos más vecinos de la categoría “desciende” tenga, en el set de entrenamiento, un nuevo equipo cuyos datos introduzcamos en el algoritmo, más posibilidades le otorgará este de descender.

Para hallar este k , debemos elegir de entre varios el que mayor precisión nos ofrezca.

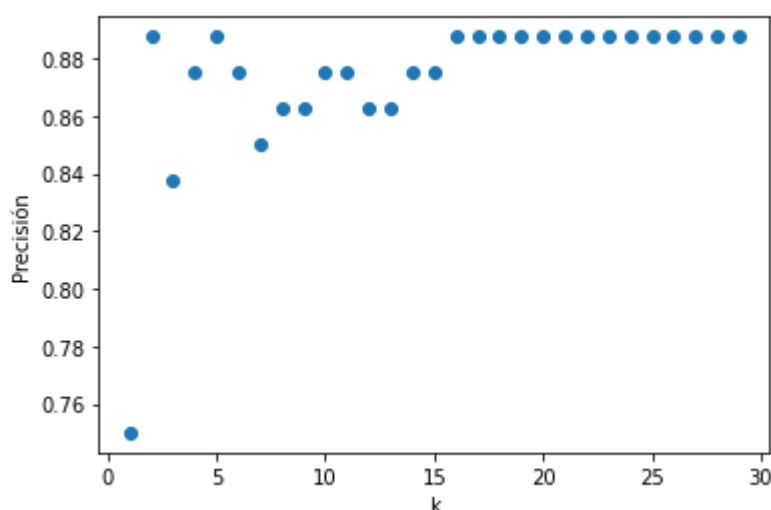


Figura 11: Precisión que se obtiene, en el grupo de prueba, con distintos valores de k , en el KNN Clasificador

En nuestro caso, hay varios valores de k que consiguen una precisión del 89% en el conjunto de prueba. En este caso se elige trabajar con un k de 17.

Para validar el modelo, la precisión en ambos grupos, el de entrenamiento y el de prueba, debe ser similar. En nuestro caso esta condición se cumple, la precisión en el grupo de entrenamiento es 84% y en el grupo de prueba, 89%.

```
n_neighbors = 17

knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors)
knn.fit(X_train, y_train)
print('Precisión del KNN Clasiffier en el set de entrenamiento: {:.2f}'.format(knn.score(X_train, y_train)))
print('Precisión del KNN Clasiffier en el set de prueba: {:.2f}'.format(knn.score(X_test, y_test)))
```

✓ 0.9s

Precisión del KNN Clasiffier en el set de entrenamiento: 0.84
Precisión del KNN Clasiffier en el set de prueba: 0.89

Figura 12: Precisión del modelo en ambos grupos muestrales del KNN Clasificador

Para predecir nuevas muestras, se usa la función “predict_proba” pasándole como argumentos los datos de las nuevas muestras de las que queremos obtener una predicción. En la siguiente imagen, se muestra la predicción del Elche, cuyo valor de “Ptos Temp Ant” es 36, “Ptos Temp Ant*Estabaen2a” es 0 y “VMNormalizado” es -0,2215260422.

```
#Predicciones
clf = KNeighborsClassifier(n_neighbors, weights='distance')
clf.fit(X, y)
print(clf.predict_proba([[36, 0, -0.2215260422]]))
```

✓ 1.2s

[[0.4495319 0.5504681]]

Figura 13: Predicción de las probabilidades del Elche. [Permanencia Descenso]

Si calculamos las posibilidades de descenso de todos los equipos y los ordenamos de mayor posibilidad a menor, obtenemos la siguiente tabla:

Equipos	Predicción Prob Descender KNNClassifier	Odds
Elche CF	0,5504	0,8168604651
Deportivo Alavés	0,436	1,293577982
Getafe CF	0,4274	1,339728591
Cádiz CF	0,2156	3,638218924
Valencia CF	0,1464	5,830601093
Granada CF	0,1396	6,163323782
RCD Espanyol	0,1174	7,517887564
Celta de Vigo	0,106	8,433962264
RCD Mallorca	0,0897	10,14827202
Real Sociedad	0,0803	11,45330012
Athletic Club	0,0695	13,38848921
Real Betis Balompié	0,0479	19,87682672
Rayo Vallecano	0,0465	20,50537634
Levante UD	0,0109	90,74311927
CA Osasuna	0,0098	101,0408163
Real Madrid	0	
Atlético de Madrid	0	
FC Barcelona	0	
Sevilla FC	0	
Villarreal CF	0	

Figura 14. Posibilidades de descenso de los equipos según el algoritmo KNN, junto con sus Odds (calculados haciéndoles la inversa, como los Odd de la Figura 4)

5.1. COMPARACIÓN CON EL MODELO DE REGRESIÓN LINEAL

Si observamos las Figuras 6 y 14, vemos que mientras el modelo de Regresión Lineal predice que los equipos descendidos esta temporada tenderán a ser el Deportivo Alavés, el Elche y el Rayo Vallecano, el algoritmo KNN otorga más posibilidad de descender al Elche, con un 55,04%, al Alavés, con un 43,6% y al Getafe con un 42,74% de probabilidad.

Es decir, ambos modelos coinciden en Alavés y Elche como candidatos al descenso. Además, a diferencia del modelo de Regresión Lineal, que descende a uno de los equipos ascendidos, el Rayo Vallecano, el algoritmo KNN no descende a ninguno.

5.2. COMPARACIÓN CON EL MODELO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA

Si observamos las Figuras 9 y 14, vemos que mientras el modelo Logit otorga más posibilidad de descender al Rayo Vallecano, con 37,97%, al Elche, con 33,29% y al RCD Mallorca con un 33,02%, el algoritmo KNN otorga más posibilidad de descender al Elche, con un 55,04%, al Alavés, con un 43,6% y al Getafe con un 42,74% de probabilidad.

Es decir, ambos coinciden en el Elche como opción para descender y, mientras que el Logit desciende a dos de los tres ascendidos, el algoritmo KNN no desciende a ninguno.

En la siguiente tabla se muestra la diferencia de probabilidad otorgada por ambos modelos para cada equipo, ordenada de mayor a menor.

Primera División	Predicción del Logit	Predicción KNN	Diferencia %
Getafe CF	6,592938041	42,74	36,14706196
Rayo Vallecano	37,97458097	4,65	33,32458097
RCD Mallorca	33,01559861	8,97	24,04559861
Elche CF	33,28762016	55,04	21,75237984
CA Osasuna	21,47270898	0,98	20,49270898
Deportivo Alavés	26,4535014	43,6	17,1464986
Levante UD	17,56287988	1,09	16,47287988
Valencia CF	1,855205684	14,64	12,78479432
RCD Espanyol	23,17481937	11,74	11,43481937
Cádiz CF	32,7447089	21,56	11,1847089
Real Sociedad	0,2917236518	8,03	7,738276348
Granada CF	20,45595665	13,96	6,495956646
Celta de Vigo	6,321128234	10,6	4,278871766
Real Betis Balon	6,201063337	4,79	1,411063337
Villareal CF	1,291090265	0	1,291090265
Athletic Club	5,786255518	6,95	1,163744482
Sevilla FC	0,187721902	0	0,187721902
Atlético de Madr	0,001020302187	0	0,001020302187
FC Barcelona	0,0009362966188	0	0,0009362966188
Real Madrid	0,0003258109996	0	0,0003258109996

Figura 15: Diferencia de las predicciones Logit y KNN Clasificador

El algoritmo KNN valora mejor a todos los equipos recién ascendidos, otorgándoles a todos menor probabilidad de descenso que el modelo Logit.

El equipo con el que menos coinciden ambos modelos es con el Getafe, con una diferencia de 36,147% en sus estimaciones.

6. ALGORITMO KNN REGRESOR

Su funcionamiento es prácticamente igual que el del caso anterior, la única diferencia es que usa los k vecinos más cercanos para calcular su media y con ella obtener predicciones de valores continuos, no la probabilidad de ser de una determinada categoría o no.

Usando este algoritmo podemos obtener una predicción de puntos para cada equipo y construir una tabla parecida a la de la Figura 2 para ver qué equipos salen mejor y peor parados y posteriormente comparar los resultados con los anteriores.

Primero, separamos el grupo en dos partes como hicimos con el KNN Clasificador. En este caso, también se hace esta división con la función “train_test_split” del módulo sklearn, que usa como argumentos X (Los datos referentes a las variables que venimos usando, “Ptos Temp Ant”, “Ptos Temp Ant*Estabaen2a” y “VMNormalizado”) e Y (en este caso, “Ptos”).

```
#Dividimos la muestra en el grupo de prueba y el grupo de test.
X = Datos[['Ptos_Temp_Ant.', 'Ptos_Temp_Ant*Estabaen2a', 'VM normalizado']].values
y = Datos[['Ptos.']].values

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, random_state=0)
scaler = MinMaxScaler()
X_train = scaler.fit_transform(X_train)
X_test = scaler.transform(X_test)
```

Figura 16: División de los datos en dos grupos con la función “train_test_split” en KNN Regresor

Esta división resulta también en un grupo de entrenamiento del 75% del total de la muestra, 240, y un grupo de prueba con los restantes 80 datos.

Para hallar la mejor k , atendemos al mismo gráfico para este caso.

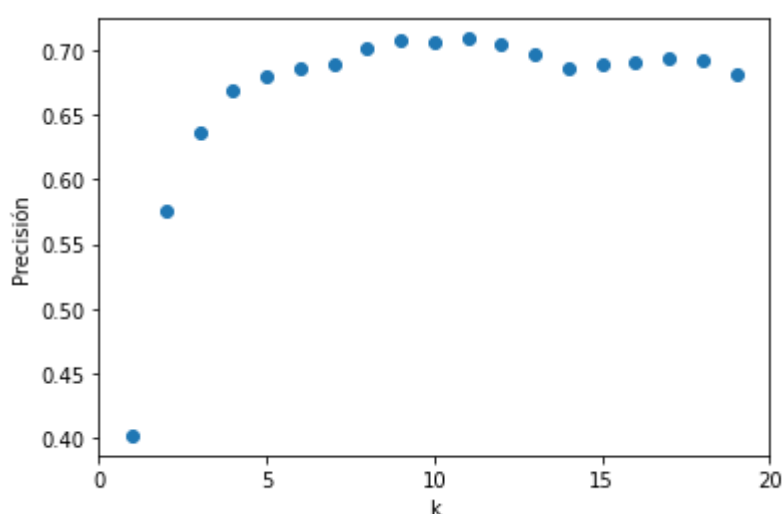


Figura 17: Precisión que se obtiene, en el grupo de prueba, con distintos valores de k , en el KNN Regresor

En este caso, hay varios valores de k que consiguen una precisión de alrededor del 70% en el conjunto de prueba. En este caso se elige trabajar con un k de 11.

Para validar el modelo, la precisión en ambos grupos, el de entrenamiento y el de prueba, debe ser similar. En nuestro caso esta condición se cumple, la precisión en el grupo de entrenamiento es 69% y en el grupo de prueba, 68%.

```
print(knn.score(X_train, y_train))
print(knn.score(X_test, y_test))
```

✓ 0.9s

0.6986895231321717
0.6810809015761821

Figura 18: Precisión del modelo en ambos grupos muestrales del KNN Regresor

Para predecir nuevas muestras, se usa la función “predict” pasándole como argumentos los datos de las nuevas muestras de las que queremos obtener una predicción. En la siguiente imagen, se muestra la predicción del Espanyol, cuyo valor de “Ptos Temp Ant” es 82, “Ptos Temp Ant*Estabaen2a” es 82 y “VMNormalizado” es -0,09146759485.

```
#Predicciones
n_neighbors = 11
clf = KNeighborsRegressor(n_neighbors, weights='distance')
clf.fit(X, y)
print(clf.predict([[82, 82, -0.09146759485]]))
```

✓ 0.7s

[39.78317403]

Figura 19: Predicción de los puntos del Espanyol en KNN Regresor

Si calculamos las predicciones de todos los equipos y las ordenamos de mayor a menor, obtenemos la siguiente tabla:

Equipos	Predicción KNN Regresor
Atlético de Madrid	86,78
Real Madrid	82,92
FC Barcelona	76,12
Sevilla FC	67,74
Real Sociedad	60,68
Villareal CF	54,61
Athletic Club	51,92
CA Osasuna	51,34
Celta de Vigo	47,79
Valencia CF	47,63
Levante UD	47,38
Real Betis Balompié	46,92
Cádiz CF	44,72
Granada CF	41,92
RCD Mallorca	41,38
Rayo Vallecano	41,09
Getafe CF	40,49
RCD Espanyol	39,78
Deportivo Alavés	38,09
Elche CF	36,75

Figura 20: Predicción de puntos de cada equipo según el algoritmo KNN Regresor

6.1. COMPARACIÓN CON EL MODELO DE REGRESIÓN LINEAL

Estos dos modelos son los más fácilmente comparables entre sí, junto con el Logit y el KNN Clasificador entre sí, porque las predicciones de ambos son los puntos por equipo.

Si comparamos la Figura 6 con la Figura 20, vemos que, mientras que según la Regresión Lineal tenderían a descender Alavés, Elche y Rayo Vallecano, el algoritmo KNN Regresor predice menos puntos para Espanyol, Alavés y Elche. Coinciden en dos de los tres.

Tanto la Regresión Lineal como el Regresor KNN descienden a uno de los tres ascendidos, pero no coinciden en cuál, prediciendo Rayo Vallecano y Espanyol respectivamente.

Al haber puntuaciones para todos los equipos, también podemos comparar las predicciones de los primeros equipos de la clasificación.

Excepto en el primer y segundo puesto, donde la regresión da campeón al Madrid y segundo al Atleti, y el KNN justo al revés, ambos modelos coinciden en los puestos del tercero al sexto, colocando a Barcelona, Sevilla, Real Sociedad y Villareal.

En el séptimo puesto dejan de coincidir en resultados, la regresión coloca al Betis en ese puesto mientras que el algoritmo coloca al Athletic Club.

En la siguiente tabla se muestran las diferencias de puntuación en cada equipo que ofrecen ambos modelos, ordenadas de mayor a menor.

Primera División 21-22	Predicción de Puntos Regresión	Predicción KNN Regresor	Dif. KNN-Regresión
CA Osasuna	43,98	51,34	7,361946077
Real Betis Balompié	53,56	46,92	6,64195308
FC Barcelona	80,83	76,12	4,706776058
Getafe CF	44,91	40,49	4,421181073
Levante UD	43,45	47,38	3,929909049
RCD Espanyol	43,65	39,78	3,865645913
Athletic Club	48,19	51,92	3,729240912
Atlético de Madrid	83,21	86,78	3,566580951
Deportivo Alavés	41,12	38,09	3,033414893
Granada CF	44,86	41,92	2,93980893
Elche CF	39,62	36,75	2,873054857
Celta de Vigo	50,56	47,79	2,768368078
Real Madrid	85,12	82,92	2,2
Valencia CF	49,82	47,63	2,193155218
Cádiz CF	42,64	44,72	2,08384314
Rayo Vallecano	39,04	41,09	2,045795166
Villarreal CF	56,22	54,61	1,612185259
RCD Mallorca	42,50	41,38	1,123605858
Real Sociedad	61,18	60,68	0,5034074243
Sevilla FC	67,75	67,74	0,01374347308

Figura 21: Diferencias de predicción de la Regresión Lineal y la Regresión KNN

6.2. COMPARACIÓN CON EL MODELO DE REGRESIÓN LOGÍSTICA

Si observamos las Figuras 9 y 20, vemos que mientras el modelo Logit otorga más posibilidad de descender a Rayo Vallecano, Elche y RCD Mallorca, el algoritmo KNN otorga más posibilidad de descender al Espanyol, Alavés y Elche.

Ambos coinciden en el Elche y ambos coinciden en descender a un equipo recién ascendido, aunque no coinciden en cuál.

6.3. COMPARACIÓN CON EL CLASIFICADOR KNN

Se observa, atendiendo a las Figuras 14 y 20, que tienen unas predicciones bastante parecidas en cuanto al descenso ya que el Clasificador KNN otorga mayor probabilidad de descenso para Elche, Alavés y Getafe, mientras que el Regresor KNN predice menos puntos para Elche, Alavés y Espanyol.

7. CONCLUSIONES

El Machine Learning es una disciplina dentro de la inteligencia artificial que puede reconocer patrones de comportamiento en unos datos y en base a eso predecir comportamientos o resultados futuros. Estos algoritmos de Machine Learning aportan un avance en la identificación de patrones que no son capaces de realizar otras técnicas más clásicas, por lo que su aplicación y contraste con dichas técnicas resulta interesante.

En este trabajo se aprecia que la importancia que le otorgan los algoritmos KNN a las variables del Valor de Mercado y del rendimiento de la temporada pasada es relativa y no lineal, pues colocan a algunos clubes con valores bajos en estas variables por encima de otros con valores más altos.

En la siguiente tabla se muestran a modo de resumen todos los equipos que pueden descender según cualquiera de los modelos anteriores y cuántas veces se ha predicho que esto puede ocurrir:

	Regresión Lineal	Regresión Logística	Clasificador KNN	Regresor KNN	TOTAL
Elche	X	X	X	X	4
Alavés	X		X	X	3
Rayo Vallecano	X	X			2
Mallorca		X			1
Espanyol			X		1
Getafe				X	1

Se podría decir, atendiendo a esta tabla, que este estudio ordena a los equipos, de más posibilidades de descender a menos, de la siguiente forma:

Elche, Alavés, Rayo, Mallorca, Espanyol y Getafe.

Según esa lista uno de los recién ascendidos, el Rayo, es uno de los tres favoritos para descender, pero dependiendo de a qué análisis se atienda estas probabilidades bajan mucho y en cualquier caso los tres recién ascendidos son posibles candidatos.

8. ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Eje Y: Desciende ; Eje X: Valor de Mercado Medio Normalizado

Figura 2: Eje Y: Puntos ; Eje X: Puntos del año anterior, en Primera

Figura 3: Eje Y: Puntos ; Eje X: Puntos del año anterior, en Segunda

Figura 4: Eje Y: Puntos ; Eje X: Valor de Mercado Medio Normalizado

Figura 5: Resultados del Modelo de Regresión Lineal

Figura 6: Predicciones del modelo de Regresión Lineal

Figura 7: Modelo Logit con variables estadísticamente no significativas

Figura 8: Resultados del Modelo de Regresión Logística

Figura 9: Predicción del modelo Logit en tanto por ciento y Odds de todos los equipos

Figura 10: División de los datos en dos grupos con la función “train_test_split” en KNN Clasificador

Figura 11: Precisión que se obtiene, en el grupo de prueba, con distintos valores de k , en el KNN Clasificador

Figura 12: Precisión del modelo en ambos grupos muestrales del KNN Clasificador

Figura 13: Predicción de las probabilidades del Elche. [Permanencia Descenso]

Figura 14: Posibilidades de descenso de los equipos según el algoritmo KNN, junto con sus Odds (calculados haciéndoles la inversa, como los Odd de la Figura 4)

Figura 15: Diferencia de las predicciones Logit y KNN Clasificador

Figura 16: División de los datos en dos grupos con la función “train_test_split” en KNN Regresor

Figura 17: Precisión que se obtiene, en el grupo de prueba, con distintos valores de k , en el KNN Regresor

Figura 18: Precisión del modelo en ambos grupos muestrales del KNN Regresor

Figura 19: Predicción de los puntos del Espanyol en KNN Regresor

Figura 20: Predicción de puntos de cada equipo según el algoritmo KNN Regressor

Figura 21: Diferencias de predicción de la Regresión Lineal y la Regresión KNN

9. ANEXO: DATOS USADOS

Temporada	Club	Jugadores	Edad	Valor_Mercado	Valor_Total_Merc.	Posic.	Ptos.	Pos_Temp_Ant.	Ptos_Temp_Ant.	Divis_Temp_Ant.	Desciende	Media VTM	Media VM	Desv Est VTM	Desv Est VM	VTM normalizado	VM normalizado
2005	FC Barcelona	25	25,2	11,03	275,75	1	82	1	84	1	0	19,01993666	0,7236632	82,17931687	3,244432786	3,124022846	3,176622079
2005	Real Madrid	25	25,2	10,86	271,5	2	70	2	80	1	0	19,01993666	0,7236632	82,17931687	3,244432786	3,07230667	3,12422463
2005	Valencia CF	27	26,6	8,13	219,51	3	69	7	58	1	0	19,01993666	0,7236632	82,17931687	3,244432786	2,439665733	2,282783251
2005	RC Deportivo	32	26,3	3,71	118,72	8	55	8	51	1	0	19,01993666	0,7236632	82,17931687	3,244432786	1,213201413	0,920449588
2005	Atlético Madrid	30	23,1	3,79	113,7	10	52	11	50	1	0	19,01993666	0,7236632	82,17931687	3,244432786	1,152115483	0,945107211
2005	Real Betis	26	25,3	3	78	14	42	4	62	1	0	19,01993666	0,7236632	82,17931687	3,244432786	0,717699606	0,701613186
2005	Sevilla FC	31	24,9	2,36	73,16	5	68	6	60	1	0	19,01993666	0,7236632	82,17931687	3,244432786	0,658804008	0,504352203
2005	Villarreal CF	29	25	2,41	69,89	7	57	3	65	1	0	19,01993666	0,7236632	82,17931687	3,244432786	0,619012974	0,519763217
2005	RCD Espanyol	27	24,5	2,06	55,62	15	41	5	61	1	0	19,01993666	0,7236632	82,17931687	3,244432786	0,445368308	0,411886117
2005	Real Zaragoza	23	25,7	2,23	51,29	11	46	10	50	1	0	19,01993666	0,7236632	82,17931687	3,244432786	0,392678652	0,464283566
2005	Real Sociedad	30	24,6	1,54	46,2	16	40	14	47	1	0	19,01993666	0,7236632	82,17931687	3,244432786	0,330740926	0,251611569
2005	RCD Mallorca	25	25,7	1,6	40	13	43	17	39	1	0	19,01993666	0,7236632	82,17931687	3,244432786	0,255296152	0,270104786
2005	Athletic	40	23,8	0,968	38,72	12	45	9	51	1	0	19,01993666	0,7236632	82,17931687	3,244432786	0,239720456	0,075309565
2005	RC Celta	27	24,8	1,35	36,45	6	64	3	76	2	0	19,01993666	0,7236632	82,17931687	3,244432786	0,212097934	0,193049714
2005	CA Osasuna	24	25	1	24	4	68	15	46	1	0	19,01993666	0,7236632	82,17931687	3,244432786	0,06059996	0,085172614
2005	Dep. Alavés	31	26,7	0,756	23,44	18	39	1	76	2	1	19,01993666	0,7236632	82,17931687	3,244432786	0,053785594	0,009966865
2005	Racing	28	24,3	0,816	22,85	17	40	16	45	1	0	19,01993666	0,7236632	82,17931687	3,244432786	0,046606172	0,028460082
2005	Málaga CF	33	24,6	0,639	21,09	20	24	12	49	1	1	19,01993666	0,7236632	82,17931687	3,244432786	0,025189591	-0,026094909
2005	Getafe CF	22	26,8	0,725	15,95	9	54	13	47	1	0	19,01993666	0,7236632	82,17931687	3,244432786	-0,037356561	0,000412036
2005	Cádiz CF	25	27,8	0,066	1,65	19	36	2	76	2	1	19,01993666	0,7236632	82,17931687	3,244432786	-0,211366282	-0,202705132
2006	FC Barcelona	28	25,5	12,57	351,96	2	76	1	82	1	0	52,82368546	1,8291688	93,68945922	3,008692505	3,192849196	3,569933174
2006	Real Madrid	36	24	8,97	322,92	1	76	2	70	1	0	52,82368546	1,8291688	93,68945922	3,008692505	2,882889033	2,373400131
2006	Valencia CF	32	25	6,24	199,68	4	66	3	69	1	0	52,82368546	1,8291688	93,68945922	3,008692505	1,567479584	1,466029239
2006	Atlético Madrid	30	23,9	5,19	155,7	7	60	10	52	1	0	52,82368546	1,8291688	93,68945922	3,008692505	1,098056445	1,117040435
2006	Villarreal CF	29	26	3,41	98,89	5	62	7	57	1	0	52,82368546	1,8291688	93,68945922	3,008692505	0,491691541	0,525421319
2006	RC Deportivo	27	25	3,4	91,8	13	47	8	55	1	0	52,82368546	1,8291688	93,68945922	3,008692505	0,416016005	0,522097616
2006	Sevilla FC	30	24,8	2,88	86,4	3	71	5	68	1	0	52,82368546	1,8291688	93,68945922	3,008692505	0,358378785	0,349265065
2006	Real Zaragoza	25	25,7	3,24	81	6	60	11	46	1	0	52,82368546	1,8291688	93,68945922	3,008692505	0,300741564	0,46891837
2006	Real Betis	30	25,5	2,25	67,5	16	40	14	42	1	0	52,82368546	1,8291688	93,68945922	3,008692505	0,156648514	0,139871783
2006	RCD Espanyol	33	23,9	1,81	59,73	11	49	15	41	1	0	52,82368546	1,8291688	93,68945922	3,008692505	0,073714958	-0,006371145
2006	Levante UD	30	28,4	1,95	58,5	15	42	3	74	2	0	52,82368546	1,8291688	93,68945922	3,008692505	0,06058648	0,040160696
2006	RCD Mallorca	24	25,5	2,39	57,36	12	49	13	43	1	0	52,82368546	1,8291688	93,68945922	3,008692505	0,048418622	0,186403623
2006	RC Celta	27	25,5	1,74	46,98	18	39	6	64	1	1	52,82368546	1,8291688	93,68945922	3,008692505	-0,062372923	-0,029637065
2006	CA Osasuna	31	24	1,49	46,19	14	46	4	68	1	0	52,82368546	1,8291688	93,68945922	3,008692505	-0,070805035	-0,112729637
2006	Athletic	29	24,6	1,51	43,79	17	40	12	45	1	0	52,82368546	1,8291688	93,68945922	3,008692505	-0,096421578	-0,106082232
2006	Real Sociedad	32	25,1	1,31	41,92	19	35	16	40	1	1	52,82368546	1,8291688	93,68945922	3,008692505	-0,116381134	-0,17255629
2006	Racing	32	24,2	1,23	39,36	10	50	17	40	1	0	52,82368546	1,8291688	93,68945922	3,008692505	-0,143705445	-0,199145913
2006	Gimnàstic	33	27,8	0,685	22,6	20	28	2	76	2	1	52,82368546	1,8291688	93,68945922	3,008692505	-0,322594299	-0,380287721
2006	Recreativo	25	25,7	0,888	22,2	8	54	1	78	2	0	52,82368546	1,8291688	93,68945922	3,008692505	-0,326863723	-0,312816552
2006	Getafe CF	25	26,5	0,871	21,78	9	52	9	54	1	0	52,82368546	1,8291688	93,68945922	3,008692505	-0,331346618	-0,318466847
2007	FC Barcelona	33	24,9	12,33	406,89	3	67	2	76	1	0	51,0227037	1,8021625	105,9665525	3,614888649	3,35829833	2,912354579
2007	Real Madrid	25	25,2	12,73	318,25	1	85	1	76	1	0	51,0227037	1,8021625	105,9665525	3,614888649	2,521807967	3,023008056
2007	Valencia CF	28	25,5	8,47	237,16	10	51	4	66	1	0	51,0227037	1,8021625	105,9665525	3,614888649	1,756566501	1,84454852
2007	Atlético Madrid	31	24,1	5,9	182,9	4	64	7	60	1	0	51,0227037	1,8021625	105,9665525	3,614888649	1,244518135	1,133599927
2007	Sevilla FC	34	24,9	4,89	166,26	5	64	3	71	1	0	51,0227037	1,8021625	105,9665525	3,614888649	1,087487453	0,854199896
2007	Real Zaragoza	32	25,1	3,9	124,8	18	42	6	60	1	1	51,0227037	1,8021625	105,9665525	3,614888649	0,69623192	0,580332539
2007	Villarreal CF	28	25,5	3,89	108,92	2	77	5	62	1	0	51,0227037	1,8021625	105,9665525	3,614888649	0,546373313	0,577566202
2007	Real Betis	32	24,8	2,29	73,28	13	47	16	40	1	0	51,0227037	1,8021625	105,9665525	3,614888649	0,21004077	0,134952292
2007	RC Deportivo	29	24,7	2,41	69,89	9	52	13	47	1	0	51,0227037	1,8021625	105,9665525	3,614888649	0,178049544	0,168148335

9. ANEXO DATOS USADOS

Temporada	Club	Jugadores	Edad	Valor_Mercado	Valor_Total_Merc.	Posic.	Ptos.	Pos_Temp_Ant.	Ptos_Temp_Ant.	Divis_Temp_Ant.	Desciende	Media VTM	Media VM	Desv Est VTM	Desv Est VM	VTM normalizado	VM normalizado
2007	CA Osasuna	30	24,4	2,15	64,5	17	43	14	46	1	0	51,0227037	1,8021625	105,9665525	3,614888649	0,127184437	0,096223575
2007	Athletic	31	25,3	2,07	64,17	11	50	17	40	1	0	51,0227037	1,8021625	105,9665525	3,614888649	0,124070247	0,074092879
2007	RCD Espanyol	29	24,7	2,16	62,64	12	48	11	49	1	0	51,0227037	1,8021625	105,9665525	3,614888649	0,109631728	0,098989912
2007	Getafe CF	30	24,7	1,53	45,9	14	47	9	52	1	0	51,0227037	1,8021625	105,9665525	3,614888649	-0,048342648	-0,075289315
2007	Racing	29	24,5	1,49	43,21	6	60	10	50	1	0	51,0227037	1,8021625	105,9665525	3,614888649	-0,073728016	-0,086354663
2007	RCD Mallorca	27	24,7	1,56	42,12	7	59	12	49	1	0	51,0227037	1,8021625	105,9665525	3,614888649	-0,084014281	-0,066990305
2007	Recreativo	27	26,3	1,48	39,96	16	44	8	54	1	0	51,0227037	1,8021625	105,9665525	3,614888649	-0,104398071	-0,089121
2007	Levante UD	38	26	1,03	39,14	20	26	15	42	1	1	51,0227037	1,8021625	105,9665525	3,614888649	-0,112136362	-0,213606162
2007	Real Murcia	28	26,5	0,879	24,61	19	30	3	76	2	1	51,0227037	1,8021625	105,9665525	3,614888649	-0,249255101	-0,25537785
2007	UD Almería	22	25,4	0,807	17,75	8	52	2	80	2	0	51,0227037	1,8021625	105,9665525	3,614888649	-0,313992509	-0,275295476
2007	Real Valladolid	27	26,8	0,595	16,06	15	45	1	88	2	0	51,0227037	1,8021625	105,9665525	3,614888649	-0,329940938	-0,333941819
2008	FC Barcelona	25	25,4	14,77	369,25	1	87	3	67	1	0	63,62377419	2,3983856	100,7074716	3,871597052	3,034791966	3,195480897
2008	Real Madrid	29	25,4	12,46	361,34	2	78	1	85	1	0	63,62377419	2,3983856	100,7074716	3,871597052	2,956247645	2,598827896
2008	Valencia CF	26	25,8	7,63	198,38	6	62	10	51	1	0	63,62377419	2,3983856	100,7074716	3,871597052	1,338095611	1,351280712
2008	Atlético Madrid	21	25,6	9,23	193,83	4	67	4	64	1	0	63,62377419	2,3983856	100,7074716	3,871597052	1,29291525	1,76454686
2008	Sevilla FC	27	24,9	6,3	170,1	3	70	5	64	1	0	63,62377419	2,3983856	100,7074716	3,871597052	1,057282286	1,007753226
2008	Villarreal CF	28	25,6	4,69	131,32	5	65	2	77	1	0	63,62377419	2,3983856	100,7074716	3,871597052	0,672206587	0,591904165
2008	RCD Espanyol	27	25,3	4,14	111,78	10	47	12	48	1	0	63,62377419	2,3983856	100,7074716	3,871597052	0,478179275	0,449843927
2008	Real Betis	26	26,2	3,58	93,08	18	42	13	47	1	1	63,62377419	2,3983856	100,7074716	3,871597052	0,292492953	0,305200775
2008	CA Osasuna	28	26	2,42	67,76	16	43	17	43	1	0	63,62377419	2,3983856	100,7074716	3,871597052	0,041071688	0,005582818
2008	Racing	25	25,5	2,68	67	12	46	6	60	1	0	63,62377419	2,3983856	100,7074716	3,871597052	0,033525078	0,072738567
2008	RCD Mallorca	24	25,5	2,7	64,8	9	51	7	59	1	0	63,62377419	2,3983856	100,7074716	3,871597052	0,011679628	0,077904394
2008	RC Deportivo	30	25,6	2,09	62,7	7	58	9	52	1	0	63,62377419	2,3983856	100,7074716	3,871597052	-0,009172847	-0,079653325
2008	Getafe CF	26	25,9	2,41	62,66	17	42	14	47	1	0	63,62377419	2,3983856	100,7074716	3,871597052	-0,009570037	0,002999904
2008	Athletic	27	25,2	2,22	59,94	13	44	11	50	1	0	63,62377419	2,3983856	100,7074716	3,871597052	-0,036578956	-0,046075451
2008	UD Almería	23	25,3	2,58	59,34	11	46	8	52	1	0	63,62377419	2,3983856	100,7074716	3,871597052	-0,042536806	0,046909432
2008	Recreativo	26	25,7	1,8	46,8	20	33	16	44	1	1	63,62377419	2,3983856	100,7074716	3,871597052	-0,167055869	-0,154557815
2008	Real Valladolid	26	27	1,71	44,46	15	43	15	45	1	0	63,62377419	2,3983856	100,7074716	3,871597052	-0,190291484	-0,177804035
2008	Málaga CF	27	26,6	1,47	39,69	8	55	2	72	2	0	63,62377419	2,3983856	100,7074716	3,871597052	-0,23765639	-0,239793958
2008	CD Numancia	25	26,9	1,14	28,5	19	35	1	77	2	1	63,62377419	2,3983856	100,7074716	3,871597052	-0,348770291	-0,325030101
2008	Sporting	29	25,4	0,679	19,69	14	43	3	72	2	0	63,62377419	2,3983856	100,7074716	3,871597052	-0,436251387	-0,444102409
2009	Real Madrid	31	24,5	15,79	489,49	2	96	2	78	1	0	67,73410597	2,2483394	128,3373293	4,056904446	3,286307237	3,337929397
2009	FC Barcelona	31	24,1	13,73	425,63	1	99	1	87	1	0	67,73410597	2,2483394	128,3373293	4,056904446	2,788712341	2,830153079
2009	Valencia CF	34	24,6	6,29	213,86	3	71	6	62	1	0	67,73410597	2,2483394	128,3373293	4,056904446	1,138607877	0,996242495
2009	Sevilla FC	36	24,5	5,94	213,84	4	63	3	70	1	0	67,73410597	2,2483394	128,3373293	4,056904446	1,138452037	0,90996982
2009	Atlético Madrid	37	23,1	5,69	210,53	9	47	4	67	1	0	67,73410597	2,2483394	128,3373293	4,056904446	1,112660633	0,848346481
2009	Villarreal CF	31	25,4	5,38	166,78	7	56	5	65	1	0	67,73410597	2,2483394	128,3373293	4,056904446	0,771762157	0,77193354
2009	Real Zaragoza	37	25,5	2,36	87,32	14	41	2	81	2	0	67,73410597	2,2483394	128,3373293	4,056904446	0,152612604	0,027523599
2009	Racing	34	24,4	2,31	78,54	16	39	12	46	1	0	67,73410597	2,2483394	128,3373293	4,056904446	0,08419915	0,015198931
2009	Athletic	36	24,2	2,12	76,32	8	54	13	44	1	0	67,73410597	2,2483394	128,3373293	4,056904446	0,066900987	-0,031634807
2009	RCD Espanyol	34	23,8	2,17	73,78	11	44	10	47	1	0	67,73410597	2,2483394	128,3373293	4,056904446	0,047109396	-0,019310139
2009	Getafe CF	29	25,4	2,53	73,37	6	58	17	42	1	0	67,73410597	2,2483394	128,3373293	4,056904446	0,04391469	0,069427469
2009	UD Almería	25	25,4	2,58	64,5	13	42	11	46	1	0	67,73410597	2,2483394	128,3373293	4,056904446	-0,025200041	0,081752137
2009	RC Deportivo	31	25	2,02	62,62	10	47	7	58	1	0	67,73410597	2,2483394	128,3373293	4,056904446	-0,039848936	-0,056284143
2009	Málaga CF	37	24,4	1,64	60,68	17	37	8	55	1	0	67,73410597	2,2483394	128,3373293	4,056904446	-0,054965348	-0,149951619
2009	CA Osasuna	27	26,4	2,03	54,81	12	43	16	43	1	0	67,73410597	2,2483394	128,3373293	4,056904446	-0,100704184	-0,05381921
2009	RCD Mallorca	27	25,7	1,89	51,03	5	62	9	51	1	0	67,73410597	2,2483394	128,3373293	4,056904446	-0,130157812	-0,08832828
2009	Real Valladolid	32	24,5	1,56	49,92	19	36	15	43	1	1	67,73410597	2,2483394	128,3373293	4,056904446	-0,138806893	-0,169671088

9. ANEXO DATOS USADOS

Temporada	Club	Jugadores	Edad	Valor_Mercado	Valor_Total_Merc.	Posic.	Ptos.	Pos_Temp_Ant.	Ptos_Temp_Ant.	Divis_Temp_Ant.	Desciende	Media VTM	Media VM	Desv Est VTM	Desv Est VM	VTM normalizado	VM normalizado
2009	Sporting	35	24,4	1,22	42,7	15	40	14	43	1	0	67,73410597	2,2483394	128,3373293	4,056904446	-0,195064882	-0,25347883
2009	Xerez CD	26	26,5	1,25	32,5	20	34	1	82	2	1	67,73410597	2,2483394	128,3373293	4,056904446	-0,274542927	-0,246084029
2009	CD Tenerife	24	26	0,9	21,6	18	36	3	81	2	1	67,73410597	2,2483394	128,3373293	4,056904446	-0,359475347	-0,332356704
2010	Barcelona	34	23,8	16,5	561	1	96	1	99	1	0	75,28148535	2,4205142	146,6763994	4,068515251	3,311497396	3,460595549
2010	Real Madrid	38	23,3	13,34	506,92	2	92	2	96	1	0	75,28148535	2,4205142	146,6763994	4,068515251	2,94279459	2,683899431
2010	Sevilla FC	35	24,4	6,43	225,05	5	58	4	63	1	0	75,28148535	2,4205142	146,6763994	4,068515251	1,021081205	0,985491149
2010	Atlético Madrid	30	24	6,55	196,5	7	58	9	47	1	0	75,28148535	2,4205142	146,6763994	4,068515251	0,826435031	1,014985938
2010	Valencia CF	32	25,4	5,57	178,24	3	71	3	71	1	0	75,28148535	2,4205142	146,6763994	4,068515251	0,701943292	0,774111826
2010	Villarreal CF	34	24,2	4,27	145,18	4	62	7	56	1	0	75,28148535	2,4205142	146,6763994	4,068515251	0,476549158	0,454584942
2010	Athletic	30	24,2	3,28	98,4	6	58	8	54	1	0	75,28148535	2,4205142	146,6763994	4,068515251	0,157615777	0,21125293
2010	Málaga CF	37	25,5	2,23	82,51	11	46	17	37	1	0	75,28148535	2,4205142	146,6763994	4,068515251	0,049282057	-0,046826476
2010	RC Deportivo	33	25,5	2,25	74,25	18	43	10	47	1	1	75,28148535	2,4205142	146,6763994	4,068515251	-0,007032388	-0,041910678
2010	Getafe CF	29	24,4	2,37	68,73	16	44	6	58	1	0	75,28148535	2,4205142	146,6763994	4,068515251	-0,044666254	-0,012415889
2010	Real Zaragoza	30	25,1	2,23	66,9	13	45	14	41	1	0	75,28148535	2,4205142	146,6763994	4,068515251	-0,057142699	-0,046826476
2010	CA Osasuna	29	27,1	2,29	66,41	9	47	12	43	1	0	75,28148535	2,4205142	146,6763994	4,068515251	-0,060483386	-0,032079081
2010	UD Almería	29	24,9	2,22	64,38	20	30	13	42	1	1	75,28148535	2,4205142	146,6763994	4,068515251	-0,074323377	-0,049284375
2010	Racing	30	25	2,08	62,4	12	46	16	39	1	0	75,28148535	2,4205142	146,6763994	4,068515251	-0,087822481	-0,083694963
2010	Hércules CF	32	25,8	1,92	61,44	19	35	2	71	2	1	75,28148535	2,4205142	146,6763994	4,068515251	-0,094367502	-0,123021348
2010	RCD Espanyol	35	23,3	1,75	61,25	8	49	11	44	1	0	75,28148535	2,4205142	146,6763994	4,068515251	-0,09566287	-0,164805633
2010	Sporting	33	24,8	1,75	57,75	10	47	15	40	1	0	75,28148535	2,4205142	146,6763994	4,068515251	-0,119524923	-0,164805633
2010	RCD Mallorca	27	25,1	2,01	54,27	17	44	5	62	1	0	75,28148535	2,4205142	146,6763994	4,068515251	-0,143250621	-0,100900256
2010	Real Sociedad	26	24,8	1,67	43,42	14	45	1	74	2	0	75,28148535	2,4205142	146,6763994	4,068515251	-0,217222985	-0,184468826
2010	Levante UD	33	25,7	0,827	27,29	15	45	3	71	2	0	75,28148535	2,4205142	146,6763994	4,068515251	-0,32719296	-0,391669721
2011	Barcelona	35	23,9	17,76	621,6	2	91	1	96	1	0	72,32150946	2,2825637	157,9348798	4,670116954	3,477879561	3,314143184
2011	Real Madrid	32	23,7	16,41	525,12	1	100	2	92	1	0	72,32150946	2,2825637	157,9348798	4,670116954	2,866994872	3,025071194
2011	Atlético Madrid	33	23,8	6,12	201,96	5	56	7	58	1	0	72,32150946	2,2825637	157,9348798	4,670116954	0,820835085	0,821700251
2011	Valencia CF	27	24,9	6,29	169,83	3	61	3	71	1	0	72,32150946	2,2825637	157,9348798	4,670116954	0,617396807	0,858101909
2011	Villarreal CF	34	24,4	4,42	150,28	18	41	4	62	1	1	72,32150946	2,2825637	157,9348798	4,670116954	0,493611611	0,457683671
2011	Sevilla FC	32	24,4	4,55	145,6	9	50	5	58	1	0	72,32150946	2,2825637	157,9348798	4,670116954	0,463979145	0,485520233
2011	Málaga CF	32	26	4,01	128,32	4	58	11	46	1	0	72,32150946	2,2825637	157,9348798	4,670116954	0,354566962	0,369891437
2011	Athletic	30	24,2	3,82	114,6	10	49	6	58	1	0	72,32150946	2,2825637	157,9348798	4,670116954	0,267695715	0,329207231
2011	Getafe CF	31	25,9	2,56	79,36	11	47	16	44	1	0	72,32150946	2,2825637	157,9348798	4,670116954	0,044565776	0,059406708
2011	RCD Espanyol	34	23,4	2,19	74,46	14	46	8	49	1	0	72,32150946	2,2825637	157,9348798	4,670116954	0,013540331	-0,01982043
2011	Real Zaragoza	31	25,5	2,34	72,54	16	43	13	45	1	0	72,32150946	2,2825637	157,9348798	4,670116954	0,001383422	0,01229868
2011	Real Sociedad	25	24,4	2,8	70	12	47	14	45	1	0	72,32150946	2,2825637	157,9348798	4,670116954	-0,014699156	0,110797284
2011	RCD Mallorca	31	23,9	1,97	61,07	8	52	17	44	1	0	72,32150946	2,2825637	157,9348798	4,670116954	-0,071241448	-0,066928458
2011	Granada CF	28	26,5	1,85	51,8	17	42	5	68	2	0	72,32150946	2,2825637	157,9348798	4,670116954	-0,129936525	-0,092623746
2011	Sporting	31	25,3	1,6	49,6	19	37	10	47	1	1	72,32150946	2,2825637	157,9348798	4,670116954	-0,143866317	-0,146155596
2011	Real Betis	33	25,2	1,42	46,86	13	47	1	83	2	0	72,32150946	2,2825637	157,9348798	4,670116954	-0,161215239	-0,184698528
2011	Racing	34	23,6	1,28	43,52	20	27	12	46	1	1	72,32150946	2,2825637	157,9348798	4,670116954	-0,182363196	-0,214676364
2011	Levante UD	33	26,6	1,28	42,24	6	55	15	45	1	0	72,32150946	2,2825637	157,9348798	4,670116954	-0,190467802	-0,214676364
2011	CA Osasuna	32	26,1	1,26	40,32	7	54	9	47	1	0	72,32150946	2,2825637	157,9348798	4,670116954	-0,202624711	-0,218958912
2011	Rayo Vallecano	34	25,2	1	34	15	43	2	79	2	0	72,32150946	2,2825637	157,9348798	4,670116954	-0,242641204	-0,274632036
2012	Barcelona	27	25,2	23	621	1	100	2	91	1	0	64,98121251	2,2248508	167,5255661	5,729779876	3,319008557	3,625819786
2012	Real Madrid	33	24,5	17,77	586,41	2	85	1	100	1	0	64,98121251	2,2248508	167,5255661	5,729779876	3,112532609	2,713044756
2012	Atlético Madrid	27	24,3	6,57	177,39	3	76	5	56	1	0	64,98121251	2,2248508	167,5255661	5,729779876	0,670994822	0,758344883
2012	Valencia CF	27	24,6	6,34	171,18	5	65	3	61	1	0	64,98121251	2,2248508	167,5255661	5,729779876	0,633925853	0,718203724
2012	Sevilla FC	31	24,3	4,33	134,23	9	50	9	50	1	0	64,98121251	2,2248508	167,5255661	5,729779876	0,413362504	0,367404908

Temporada	Club	Jugadores	Edad	Valor_Mercado	Valor_Total_Merc.	Posic.	Ptos.	Pos_Temp_Ant.	Ptos_Temp_Ant.	Divis_Temp_Ant.	Desciende	Media VTM	Media VM	Desv Est VTM	Desv Est VM	VTM normalizado	VM normalizado
2012	Athletic	29	23,2	4,06	117,74	12	45	10	49	1	0	64,98121251	2,2248508	167,5255661	5,729779876	0,314929767	0,320282679
2012	Málaga CF	33	25,8	3,37	111,21	6	57	4	58	1	0	64,98121251	2,2248508	167,5255661	5,729779876	0,275950642	0,199859204
2012	Granada CF	29	26,2	2,68	77,72	15	42	17	42	1	0	64,98121251	2,2248508	167,5255661	5,729779876	0,076040856	0,07943573
2012	Getafe CF	28	26	2,53	70,84	10	47	11	47	1	0	64,98121251	2,2248508	167,5255661	5,729779876	0,034972498	0,053256714
2012	Real Sociedad	22	24,7	3,14	69,08	4	66	12	47	1	0	64,98121251	2,2248508	167,5255661	5,729779876	0,024466639	0,159718046
2012	RCD Mallorca	32	24,5	1,87	59,84	18	36	8	52	1	1	64,98121251	2,2248508	167,5255661	5,729779876	-0,030689122	-0,061930957
2012	RC Deportivo	29	27,7	2,04	59,16	19	35	1	91	2	1	64,98121251	2,2248508	167,5255661	5,729779876	-0,034748204	-0,032261406
2012	RCD Espanyol	27	24,9	2,18	58,86	13	44	14	46	1	0	64,98121251	2,2248508	167,5255661	5,729779876	-0,036538975	-0,007827657
2012	Real Betis	33	24,8	1,56	51,48	7	56	13	47	1	0	64,98121251	2,2248508	167,5255661	5,729779876	-0,080591953	-0,116034257
2012	Real Zaragoza	34	25,1	1,47	49,98	20	34	16	43	1	1	64,98121251	2,2248508	167,5255661	5,729779876	-0,08954581	-0,131741667
2012	CA Osasuna	30	26,9	1,55	46,5	16	39	7	54	1	0	64,98121251	2,2248508	167,5255661	5,729779876	-0,110318759	-0,117779525
2012	Levante UD	30	26,9	1,51	45,3	11	46	6	55	1	0	64,98121251	2,2248508	167,5255661	5,729779876	-0,117481844	-0,124760596
2012	Rayo Vallecano	34	25,9	1,23	41,82	8	53	15	43	1	0	64,98121251	2,2248508	167,5255661	5,729779876	-0,138254793	-0,173628093
2012	RC Celta	29	25,4	1,27	36,83	17	37	2	85	2	0	64,98121251	2,2248508	167,5255661	5,729779876	-0,168041292	-0,166647022
2012	Real Valladolid	24	25,8	0,994	23,86	14	43	3	82	2	0	64,98121251	2,2248508	167,5255661	5,729779876	-0,24546231	-0,214816412
2013	Barcelona	32	24,8	19,39	620,48	2	87	1	100	1	0	69,41411238	2,1509333	172,2067916	5,187259189	3,200024126	3,323347852
2013	Real Madrid	34	24	17,84	606,56	3	87	2	85	1	0	69,41411238	2,1509333	172,2067916	5,187259189	3,119191077	3,0245388
2013	Atlético Madrid	36	23,9	7,28	262,08	1	90	3	76	1	0	69,41411238	2,1509333	172,2067916	5,187259189	1,118805396	0,988781647
2013	Valencia CF	37	24,3	4,88	180,56	8	49	5	65	1	0	69,41411238	2,1509333	172,2067916	5,187259189	0,645421046	0,526109566
2013	Sevilla FC	43	23,8	3,42	147,06	5	63	9	50	1	0	69,41411238	2,1509333	172,2067916	5,187259189	0,450887488	0,244650718
2013	Real Sociedad	32	24,7	3,63	116,16	7	59	4	66	1	0	69,41411238	2,1509333	172,2067916	5,187259189	0,271452056	0,285134525
2013	Athletic	29	24,7	3,97	115,13	4	70	12	45	1	0	69,41411238	2,1509333	172,2067916	5,187259189	0,265470875	0,350679736
2013	Granada CF	40	24,6	1,77	70,8	15	41	15	42	1	0	69,41411238	2,1509333	172,2067916	5,187259189	0,00804781	-0,073436338
2013	Real Betis	43	23,7	1,6	68,8	20	25	7	56	1	1	69,41411238	2,1509333	172,2067916	5,187259189	-0,003566133	-0,106208943
2013	Getafe CF	32	26	2,03	64,96	13	42	10	47	1	0	69,41411238	2,1509333	172,2067916	5,187259189	-0,025864905	-0,023313529
2013	Málaga CF	31	25	2,09	64,79	11	45	6	57	1	0	69,41411238	2,1509333	172,2067916	5,187259189	-0,026852091	-0,011746727
2013	Villarreal CF	28	23,5	2,24	62,72	6	59	2	77	2	0	69,41411238	2,1509333	172,2067916	5,187259189	-0,038872522	0,017170278
2013	RC Celta	31	24,7	1,81	56,11	9	49	17	37	1	0	69,41411238	2,1509333	172,2067916	5,187259189	-0,077256607	-0,065725136
2013	RCD Espanyol	28	24,6	1,99	55,72	14	42	13	44	1	0	69,41411238	2,1509333	172,2067916	5,187259189	-0,079521326	-0,03102473
2013	Elche CF	35	25,7	1,52	53,2	16	40	1	82	2	0	69,41411238	2,1509333	172,2067916	5,187259189	-0,094154895	-0,121631346
2013	Levante UD	33	26,7	1,38	45,54	10	48	11	46	1	0	69,41411238	2,1509333	172,2067916	5,187259189	-0,1386363	-0,148620551
2013	CA Osasuna	31	25,9	1,43	44,33	18	39	16	39	1	1	69,41411238	2,1509333	172,2067916	5,187259189	-0,145662736	-0,138981549
2013	Rayo Vallecano	32	24,5	1,37	43,84	12	43	8	53	1	0	69,41411238	2,1509333	172,2067916	5,187259189	-0,148508152	-0,150548351
2013	Real Valladolid	26	26,7	1,57	40,82	19	36	14	43	1	1	69,41411238	2,1509333	172,2067916	5,187259189	-0,166045207	-0,111992344
2013	UD Almería	31	25,7	1,09	33,79	17	40	3	74	2	0	69,41411238	2,1509333	172,2067916	5,187259189	-0,20686822	-0,20452676
2014	Real Madrid	42	23,5	15,71	659,82	2	92	3	87	1	0	57,00982455	1,8562656	180,22083	5,040064882	3,344841855	2,748721442
2014	Barcelona	31	24,4	19,3	598,3	1	94	2	87	1	0	57,00982455	1,8562656	180,22083	5,040064882	3,003482868	3,46101386
2014	Atlético Madrid	32	24,7	9,03	288,96	3	78	1	90	1	0	57,00982455	1,8562656	180,22083	5,040064882	1,287033111	1,423341679
2014	Valencia CF	26	23,1	5,28	137,28	4	77	8	49	1	0	57,00982455	1,8562656	180,22083	5,040064882	0,445398989	0,679303638
2014	Sevilla FC	34	24,7	3,61	122,74	5	76	5	63	1	0	57,00982455	1,8562656	180,22083	5,040064882	0,36472019	0,347958697
2014	Athletic	27	25,2	4,09	110,43	7	55	4	70	1	0	57,00982455	1,8562656	180,22083	5,040064882	0,296415101	0,443195566
2014	Real Sociedad	30	24,6	3,58	107,4	12	46	7	59	1	0	57,00982455	1,8562656	180,22083	5,040064882	0,279602394	0,342006393
2014	Villarreal CF	37	23,1	2,39	88,43	6	60	6	59	1	0	57,00982455	1,8562656	180,22083	5,040064882	0,174342641	0,105898321
2014	Málaga CF	30	25,6	2,08	62,4	9	50	11	45	1	0	57,00982455	1,8562656	180,22083	5,040064882	0,029908726	0,044391176
2014	Granada CF	39	24,4	1,56	60,84	17	35	15	41	1	0	57,00982455	1,8562656	180,22083	5,040064882	0,021252679	-0,058782099
2014	RCD Espanyol	31	24,6	1,78	55,18	10	49	14	42	1	0	57,00982455	1,8562656	180,22083	5,040064882	-0,010153236	-0,015131867
2014	Rayo Vallecano	29	25,7	1,81	52,49	11	49	12	43	1	0	57,00982455	1,8562656	180,22083	5,040064882	-0,025079368	-0,009179563
2014	RC Deportivo	33	25,5	1,47	48,51	16	35	2	69	2	0	57,00982455	1,8562656	180,22083	5,040064882	-0,047163386	-0,076639012

Temporada	Club	Jugadores	Edad	Valor_Mercado	Valor_Total_Merc.	Posic.	Ptos.	Pos_Temp_Ant.	Ptos_Temp_Ant.	Divis_Temp_Ant.	Desciende	Media VTM	Media VM	Desv Est VTM	Desv Est VM	VTM normalizado	VM normalizado
2014	Getafe CF	34	25,1	1,42	48,28	15	37	13	42	1	0	57,00982455	1,8562656	180,22083	5,040064882	-0,048439598	-0,086559519
2014	Levante UD	31	26,8	1,52	47,12	14	37	10	48	1	0	57,00982455	1,8562656	180,22083	5,040064882	-0,054876146	-0,066718504
2014	Córdoba CF	36	24,8	1,24	44,64	20	20	7	61	2	1	57,00982455	1,8562656	180,22083	5,040064882	-0,068637041	-0,122273345
2014	RC Celta	28	23,3	1,41	39,48	8	51	9	49	1	0	57,00982455	1,8562656	180,22083	5,040064882	-0,097268582	-0,08854362
2014	Elche CF	29	24,7	1,08	31,32	13	41	16	40	1	0	57,00982455	1,8562656	180,22083	5,040064882	-0,142546367	-0,154018968
2014	UD Almería	31	24,1	0,81	25,11	19	32	17	40	1	1	57,00982455	1,8562656	180,22083	5,040064882	-0,177004093	-0,207589707
2014	SD Eibar	25	27,3	0,844	21,1	18	35	1	71	2	1	57,00982455	1,8562656	180,22083	5,040064882	-0,199254573	-0,200843762
2015	Real Madrid	30	23,8	23,35	700,5	2	90	2	92	1	0	73,51495413	2,3083376	188,8781949	6,124787907	3,319520532	3,43549241
2015	Barcelona	32	24,9	19,33	618,56	1	91	1	94	1	0	73,51495413	2,3083376	188,8781949	6,124787907	2,88569597	2,779143152
2015	Atlético Madrid	30	24,4	11,2	336	3	88	3	78	1	0	73,51495413	2,3083376	188,8781949	6,124787907	1,389705392	1,451750249
2015	Valencia CF	38	22,7	6,7	254,6	12	44	4	77	1	0	73,51495413	2,3083376	188,8781949	6,124787907	0,958739816	0,71703093
2015	Sevilla FC	38	24,8	4,91	186,58	7	52	5	76	1	0	73,51495413	2,3083376	188,8781949	6,124787907	0,598613545	0,424775912
2015	Athletic	28	26	4,39	122,92	5	62	7	55	1	0	73,51495413	2,3083376	188,8781949	6,124787907	0,261570934	0,339875013
2015	Real Sociedad	32	24,6	3,82	122,24	9	48	12	46	1	0	73,51495413	2,3083376	188,8781949	6,124787907	0,25797073	0,246810566
2015	Villarreal CF	28	24,4	4,12	115,36	4	64	6	60	1	0	73,51495413	2,3083376	188,8781949	6,124787907	0,221545139	0,295791854
2015	Málaga CF	33	26	2,37	78,21	8	48	9	50	1	0	73,51495413	2,3083376	188,8781949	6,124787907	0,024857532	0,010067674
2015	Granada CF	33	24,9	2,22	73,26	16	39	17	35	1	0	73,51495413	2,3083376	188,8781949	6,124787907	-0,001349834	-0,01442297
2015	Real Betis	33	25,9	2,2	72,6	10	45	1	84	2	0	73,51495413	2,3083376	188,8781949	6,124787907	-0,004844149	-0,017688389
2015	Levante UD	31	26,3	2,2	68,2	20	32	14	37	1	1	73,51495413	2,3083376	188,8781949	6,124787907	-0,028139586	-0,017688389
2015	RC Celta	28	23,6	2,28	63,84	6	60	8	51	1	0	73,51495413	2,3083376	188,8781949	6,124787907	-0,051223245	-0,004626712
2015	RCD Espanyol	33	24,1	1,87	61,71	13	43	10	49	1	0	73,51495413	2,3083376	188,8781949	6,124787907	-0,062500354	-0,071567806
2015	Getafe CF	31	24,7	1,78	55,18	19	36	15	37	1	1	73,51495413	2,3083376	188,8781949	6,124787907	-0,0970729	-0,086262192
2015	Rayo Vallecano	35	27	1,54	53,9	18	38	11	49	1	1	73,51495413	2,3083376	188,8781949	6,124787907	-0,103849754	-0,125447223
2015	RC Deportivo	30	27,4	1,71	51,3	15	42	16	35	1	0	73,51495413	2,3083376	188,8781949	6,124787907	-0,11761524	-0,09769116
2015	SD Eibar	35	24,8	1,31	45,85	14	43	18	35	1	0	73,51495413	2,3083376	188,8781949	6,124787907	-0,146469814	-0,162999543
2015	Sporting	29	23,8	1,05	30,45	17	39	3	82	2	0	73,51495413	2,3083376	188,8781949	6,124787907	-0,228003842	-0,205449993
2015	UD Las Palmas	33	26,2	0,886	29,24	11	44	4	78	2	0	73,51495413	2,3083376	188,8781949	6,124787907	-0,234410087	-0,23222643
2016	Barcelona	37	24,7	21,28	787,36	2	90	1	91	1	0	84,75721469	2,414314	222,8709714	6,170098586	3,152509189	3,057598787
2016	Real Madrid	33	24,2	22,52	743,16	1	93	2	90	1	0	84,75721469	2,414314	222,8709714	6,170098586	2,954188162	3,258568023
2016	Atlético Madrid	47	23,3	9,72	456,84	3	78	3	88	1	0	84,75721469	2,414314	222,8709714	6,170098586	1,669498648	1,184046875
2016	Valencia CF	40	24	7,2	288	12	46	12	44	1	0	84,75721469	2,414314	222,8709714	6,170098586	0,911930271	0,775625524
2016	Sevilla FC	40	24,4	5,91	236,4	4	72	7	52	1	0	84,75721469	2,414314	222,8709714	6,170098586	0,680406176	0,56655269
2016	Villarreal CF	39	24,3	4,07	158,73	5	67	4	64	1	0	84,75721469	2,414314	222,8709714	6,170098586	0,33190857	0,268340275
2016	Athletic	35	25,1	4,33	151,55	7	63	5	62	1	0	84,75721469	2,414314	222,8709714	6,170098586	0,29969262	0,310478986
2016	Real Sociedad	34	24,5	3,25	110,5	6	64	9	48	1	0	84,75721469	2,414314	222,8709714	6,170098586	0,115505331	0,135441264
2016	RC Celta	32	24,5	2,98	95,36	13	45	6	60	1	0	84,75721469	2,414314	222,8709714	6,170098586	0,047573649	0,091681833
2016	RC Deportivo	37	25,8	2,51	92,87	16	36	15	42	1	0	84,75721469	2,414314	222,8709714	6,170098586	0,036401265	0,01550801
2016	Granada CF	43	24,1	1,99	85,57	20	20	16	39	1	1	84,75721469	2,414314	222,8709714	6,170098586	0,003646887	-0,068769412
2016	RCD Espanyol	35	25,8	2,42	84,7	8	56	13	43	1	0	84,75721469	2,414314	222,8709714	6,170098586	-0,000256717	0,000921533
2016	Real Betis	31	25,4	2,48	76,88	15	39	10	45	1	0	84,75721469	2,414314	222,8709714	6,170098586	-0,035344283	0,010645851
2016	Málaga CF	32	25	2,31	73,92	11	46	8	48	1	0	84,75721469	2,414314	222,8709714	6,170098586	-0,04862551	-0,016906383
2016	UD Las Palmas	33	25,7	1,69	55,77	14	39	11	44	1	0	84,75721469	2,414314	222,8709714	6,170098586	-0,130062765	-0,117391001
2016	SD Eibar	38	24,3	1,37	52,06	10	54	14	43	1	0	84,75721469	2,414314	222,8709714	6,170098586	-0,146709168	-0,16925403
2016	Sporting	33	24,7	1,53	50,49	18	31	17	39	1	1	84,75721469	2,414314	222,8709714	6,170098586	-0,153753602	-0,143322515
2016	CD Leganés	37	25,1	1,28	47,36	17	35	2	74	2	0	84,75721469	2,414314	222,8709714	6,170098586	-0,167797603	-0,183840507
2016	Dep. Alavés	30	24,4	1,33	39,9	9	55	1	75	2	0	84,75721469	2,414314	222,8709714	6,170098586	-0,201269885	-0,175736908
2016	CA Osasuna	37	24,5	0,997	36,89	19	22	6	64	2	1	84,75721469	2,414314	222,8709714	6,170098586	-0,214775457	-0,229706873
2017	Barcelona	33	25,2	23,41	772,53	1	93	2	90	1	0	98,0350436	2,9131854	222,1082828	6,718927291	3,036784346	3,050608187

9. ANEXO DATOS USADOS

Temporada	Club	Jugadores	Edad	Valor_Mercado	Valor_Total_Merc.	Posic.	Ptos.	Pos_Temp_Ant.	Ptos_Temp_Ant.	Divis_Temp_Ant.	Desciende	Media VTM	Media VM	Desv Est VTM	Desv Est VM	VTM normalizado	VM normalizado
2017	Real Madrid	32	23,5	22,38	716,16	3	76	1	93	1	0	98,0350436	2,9131854	222,1082828	6,718927291	2,782989218	2,897309907
2017	Atlético Madrid	36	24,4	16,25	585	2	79	3	78	1	0	98,0350436	2,9131854	222,1082828	6,718927291	2,192466441	1,984961888
2017	Sevilla FC	33	25,5	8,17	269,61	7	58	4	72	1	0	98,0350436	2,9131854	222,1082828	6,718927291	0,772483377	0,78238897
2017	Valencia CF	30	23,3	7,7	231	4	73	12	46	1	0	98,0350436	2,9131854	222,1082828	6,718927291	0,598649248	0,712437328
2017	Villarreal CF	40	24,4	4,92	196,8	5	61	5	67	1	0	98,0350436	2,9131854	222,1082828	6,718927291	0,444670298	0,298680804
2017	Athletic	33	25	5,71	188,43	16	43	7	63	1	0	98,0350436	2,9131854	222,1082828	6,718927291	0,406985977	0,416259097
2017	Real Sociedad	30	25,2	5,5	165	13	49	6	64	1	0	98,0350436	2,9131854	222,1082828	6,718927291	0,301496889	0,385004107
2017	UD Las Palmas	38	25,9	3,24	123,12	19	22	14	39	1	1	98,0350436	2,9131854	222,1082828	6,718927291	0,112940211	0,04864089
2017	RC Celta	32	23,5	3,58	114,56	12	49	13	45	1	0	98,0350436	2,9131854	222,1082828	6,718927291	0,074400451	0,099244206
2017	Real Betis	31	24,9	3,11	96,41	6	60	15	39	1	0	98,0350436	2,9131854	222,1082828	6,718927291	-0,007316448	0,029292564
2017	RC Deportivo	36	25,8	2,48	89,28	18	29	16	36	1	1	98,0350436	2,9131854	222,1082828	6,718927291	-0,039417907	-0,064472404
2017	Málaga CF	40	24,8	2,21	88,4	20	20	11	46	1	1	98,0350436	2,9131854	222,1082828	6,718927291	-0,043379938	-0,10465739
2017	RCD Espanyol	29	26,4	2,95	85,55	11	49	8	56	1	0	98,0350436	2,9131854	222,1082828	6,718927291	-0,056211517	0,005479238
2017	SD Eibar	33	25,9	2,17	71,61	9	51	10	54	1	0	98,0350436	2,9131854	222,1082828	6,718927291	-0,118973697	-0,110610722
2017	Dep. Alavés	33	24,1	1,97	65,01	14	47	9	55	1	0	98,0350436	2,9131854	222,1082828	6,718927291	-0,148688933	-0,140377378
2017	Levante UD	36	24,1	1,62	58,32	15	46	1	84	2	0	98,0350436	2,9131854	222,1082828	6,718927291	-0,178809377	-0,192469027
2017	CD Leganés	34	25,9	1,58	53,72	17	43	17	35	1	0	98,0350436	2,9131854	222,1082828	6,718927291	-0,199519996	-0,198422358
2017	Getafe CF	36	25,6	1,35	48,6	8	55	3	68	2	0	98,0350436	2,9131854	222,1082828	6,718927291	-0,222571815	-0,232654013
2017	Girona FC	30	24,4	1,19	35,7	10	51	2	70	2	0	98,0350436	2,9131854	222,1082828	6,718927291	-0,280651594	-0,256467338
2018	Barcelona	44	23,7	26,42	1162,48	1	87	1	93	1	0	99,64454342	2,7720107	348,057193	8,026499822	3,053623019	2,946239315
2018	Real Madrid	42	23,6	25,84	1085,28	3	68	3	76	1	0	99,64454342	2,7720107	348,057193	8,026499822	2,831820392	2,873978677
2018	Atlético Madrid	42	23,2	20,77	872,34	2	76	2	79	1	0	99,64454342	2,7720107	348,057193	8,026499822	2,220024387	2,242321029
2018	Valencia CF	36	24	12,3	442,8	4	61	4	73	1	0	99,64454342	2,7720107	348,057193	8,026499822	0,985916865	1,187066536
2018	Sevilla FC	39	25	6,88	268,32	6	59	7	58	1	0	99,64454342	2,7720107	348,057193	8,026499822	0,484619942	0,51180333
2018	Villarreal CF	39	25,8	5,7	222,3	14	44	5	61	1	0	99,64454342	2,7720107	348,057193	8,026499822	0,352400292	0,364790308
2018	Athletic	34	25,9	6,14	208,76	8	53	16	43	1	0	99,64454342	2,7720107	348,057193	8,026499822	0,31349864	0,419608723
2018	Real Sociedad	33	23,2	5,95	196,35	9	50	13	49	1	0	99,64454342	2,7720107	348,057193	8,026499822	0,27784358	0,395937134
2018	RC Celta	33	24,4	5,51	181,83	17	41	12	49	1	0	99,64454342	2,7720107	348,057193	8,026499822	0,236126298	0,341118719
2018	Real Betis	38	24,4	4,75	180,5	10	50	6	60	1	0	99,64454342	2,7720107	348,057193	8,026499822	0,232305087	0,246432366
2018	CD Leganés	38	25	2,43	92,34	13	45	17	43	1	0	99,64454342	2,7720107	348,057193	8,026499822	-0,020986618	-0,042610187
2018	RCD Espanyol	32	25,7	2,57	82,24	7	53	11	49	1	0	99,64454342	2,7720107	348,057193	8,026499822	-0,050004838	-0,025167964
2018	Girona FC	33	24,9	2,43	80,19	18	37	10	51	1	1	99,64454342	2,7720107	348,057193	8,026499822	-0,055894674	-0,042610187
2018	Levante UD	32	24,9	2,27	72,64	15	44	15	46	1	0	99,64454342	2,7720107	348,057193	8,026499822	-0,077586512	-0,062544157
2018	Dep. Alavés	36	24,4	1,97	70,92	11	50	14	47	1	0	99,64454342	2,7720107	348,057193	8,026499822	-0,082528228	-0,099920349
2018	Getafe CF	33	25,7	2,11	69,63	5	59	8	55	1	0	99,64454342	2,7720107	348,057193	8,026499822	-0,086234516	-0,082478126
2018	Rayo Vallecano	36	25,2	1,63	58,68	20	32	1	76	2	1	99,64454342	2,7720107	348,057193	8,026499822	-0,117694862	-0,142280033
2018	SD Eibar	32	26,4	1,68	53,76	12	47	9	51	1	0	99,64454342	2,7720107	348,057193	8,026499822	-0,13183047	-0,136050668
2018	SD Huesca	39	25,7	0,976	38,06	19	33	2	75	2	1	99,64454342	2,7720107	348,057193	8,026499822	-0,176937999	-0,223760132
2018	Real Valladolid	41	24,1	0,911	37,35	16	41	5	67	2	0	99,64454342	2,7720107	348,057193	8,026499822	-0,178977894	-0,231858307
2019	Real Madrid	33	24,7	36,33	1198,89	1	87	3	68	1	0	143,149768	4,1160198	350,7629346	9,579133833	3,009839775	3,362932474
2019	Barcelona	44	23,4	27,24	1198,56	2	82	1	87	1	0	143,149768	4,1160198	350,7629346	9,579133833	3,008898969	2,413994902
2019	Atlético Madrid	34	23,8	24,83	844,22	4	70	2	76	1	0	143,149768	4,1160198	350,7629346	9,579133833	1,998701011	2,162406393
2019	Valencia CF	33	24,5	14,95	493,35	9	53	4	61	1	0	143,149768	4,1160198	350,7629346	9,579133833	0,998395775	1,130997899
2019	Real Betis	38	24	8,88	337,44	15	41	10	50	1	0	143,149768	4,1160198	350,7629346	9,579133833	0,553907534	0,497328916
2019	Sevilla FC	35	24,7	9,38	328,3	3	70	6	59	1	0	143,149768	4,1160198	350,7629346	9,579133833	0,527850049	0,549525702
2019	Real Sociedad	32	23,4	9,3	297,6	7	56	9	50	1	0	143,149768	4,1160198	350,7629346	9,579133833	0,440326548	0,541174216
2019	RC Celta	35	23,9	7,09	248,15	17	37	17	41	1	0	143,149768	4,1160198	350,7629346	9,579133833	0,29934814	0,310464421
2019	Villarreal CF	33	25,4	7,5	247,5	5	60	14	44	1	0	143,149768	4,1160198	350,7629346	9,579133833	0,297495037	0,353265786

9. ANEXO DATOS USADOS

Temporada	Club	Jugadores	Edad	Valor_Mercado	Valor_Total_Merc.	Posic.	Ptos.	Pos_Temp_Ant.	Ptos_Temp_Ant.	Divis_Temp_Ant.	Desciende	Media VTM	Media VM	Desv Est VTM	Desv Est VM	VTM normalizado	VM normalizado
2019	Athletic	31	25,5	7,19	222,89	11	51	8	53	1	0	143,149768	4,1160198	350,7629346	9,579133833	0,227333689	0,320903779
2019	RCD Espanyol	40	24,9	5,22	208,8	20	25	7	53	1	1	143,149768	4,1160198	350,7629346	9,579133833	0,187164109	0,115248441
2019	Getafe CF	33	27	5,12	168,96	8	54	5	59	1	0	143,149768	4,1160198	350,7629346	9,579133833	0,073583123	0,104809084
2019	Dep. Alavés	37	25,1	3,57	132,09	16	39	11	50	1	0	143,149768	4,1160198	350,7629346	9,579133833	-0,031530606	-0,057000953
2019	CD Leganés	39	24,4	3,38	131,82	18	36	13	45	1	1	143,149768	4,1160198	350,7629346	9,579133833	-0,032300357	-0,076835732
2019	Levante UD	33	25,6	3,23	106,59	12	49	15	44	1	0	143,149768	4,1160198	350,7629346	9,579133833	-0,10422928	-0,092494767
2019	Real Valladolid	37	24,6	2,8	103,6	13	42	16	41	1	0	143,149768	4,1160198	350,7629346	9,579133833	-0,112753555	-0,137384004
2019	SD Eibar	29	27,3	2,6	75,4	14	42	12	47	1	0	143,149768	4,1160198	350,7629346	9,579133833	-0,193149735	-0,158262718
2019	RCD Mallorca	35	25,4	1,79	62,65	19	33	5	69	2	1	143,149768	4,1160198	350,7629346	9,579133833	-0,229499072	-0,242821511
2019	CA Osasuna	37	25,4	1,45	53,65	10	52	1	87	2	0	143,149768	4,1160198	350,7629346	9,579133833	-0,255157427	-0,278315326
2019	Granada CF	34	25	1,46	49,64	6	56	2	79	2	0	143,149768	4,1160198	350,7629346	9,579133833	-0,26658965	-0,27727139
2020	Barcelona	33	24	27,41	904,53	3	79	2	82	1	0	105,8234216	2,7953052	273,7829976	7,675681661	2,917297952	3,20684154
2020	Real Madrid	37	23,9	22,83	844,71	2	84	1	87	1	0	105,8234216	2,7953052	273,7829976	7,675681661	2,698803742	2,610151864
2020	Atlético Madrid	39	23,9	20,7	807,3	1	86	4	70	1	0	105,8234216	2,7953052	273,7829976	7,675681661	2,562162678	2,332652081
2020	Sevilla FC	38	24,7	8,41	319,58	4	77	3	70	1	0	105,8234216	2,7953052	273,7829976	7,675681661	0,780751837	0,731491357
2020	Valencia CF	35	23,8	9,13	319,55	13	43	9	53	1	0	105,8234216	2,7953052	273,7829976	7,675681661	0,780642262	0,825294101
2020	Real Sociedad	38	23,7	7,89	299,82	5	62	7	56	1	0	105,8234216	2,7953052	273,7829976	7,675681661	0,708577889	0,663744931
2020	Villarreal CF	36	24,9	7,39	266,04	7	58	5	60	1	0	105,8234216	2,7953052	273,7829976	7,675681661	0,585195501	0,598604137
2020	Real Betis	33	25,8	6,96	229,68	6	61	15	41	1	0	105,8234216	2,7953052	273,7829976	7,675681661	0,452389591	0,542583054
2020	Athletic	32	24,9	6,47	207,04	10	46	11	51	1	0	105,8234216	2,7953052	273,7829976	7,675681661	0,369696363	0,478745076
2020	Getafe CF	33	24,4	5,61	185,13	15	38	8	54	1	0	105,8234216	2,7953052	273,7829976	7,675681661	0,28966948	0,366702909
2020	RC Celta	41	23,3	3,45	141,45	8	53	17	37	1	0	105,8234216	2,7953052	273,7829976	7,675681661	0,130127067	0,085294678
2020	Dep. Alavés	35	24,6	2,84	99,4	16	38	16	39	1	0	105,8234216	2,7953052	273,7829976	7,675681661	-0,023461726	0,005822909
2020	Levante UD	34	25,6	2,49	84,66	14	41	12	49	1	0	105,8234216	2,7953052	273,7829976	7,675681661	-0,077299985	-0,039775647
2020	SD Eibar	34	26,1	2,23	75,82	20	30	14	42	1	1	105,8234216	2,7953052	273,7829976	7,675681661	-0,10958833	-0,07364886
2020	Granada CF	44	23,9	1,69	74,36	9	46	6	56	1	0	105,8234216	2,7953052	273,7829976	7,675681661	-0,114921021	-0,144000918
2020	CA Osasuna	36	26,1	2,05	73,8	11	44	10	52	1	0	105,8234216	2,7953052	273,7829976	7,675681661	-0,116966436	-0,097099546
2020	Real Valladolid	39	25,9	1,87	72,93	19	31	13	42	1	1	105,8234216	2,7953052	273,7829976	7,675681661	-0,120144135	-0,120550232
2020	SD Huesca	34	25,6	1,59	54,06	18	34	1	70	2	1	105,8234216	2,7953052	273,7829976	7,675681661	-0,189067334	-0,157029077
2020	Elche CF	42	25,7	1,16	48,72	17	36	6	61	2	0	105,8234216	2,7953052	273,7829976	7,675681661	-0,208571833	-0,21305016
2020	Cádiz CF	41	26,2	0,684	28,04	12	44	2	69	2	0	105,8234216	2,7953052	273,7829976	7,675681661	-0,284106107	-0,275064196