



UNIVERSITAT
POLITÈCNICA
DE VALÈNCIA

CAMPUS D'ALCOI

*ESTUDI DEL DEUTE DELS
EQUIPS DE FUTBOL DE LA
PRIMERA I SEGONA
DIVISIÓ ESPANYOLA*

MEMÒRIA PRESENTADA PER:

Arantxa Bataller Fayos

GRAU EN ADMINISTRACIÓ I DIRECCIÓ DE D'EMPRESES

Convocatòria de defensa: Juliol 2018

ÍNDEX

1.	Introducció i Objectius	3
1.1.	Motivació.....	3
1.2.	Hipòtesis.....	3
1.3.	Objectius	3
2.	Metodologia i Tècniques	5
2.1.	Metodologia	5
2.2.	Tècniques	6
2.3.	Software	15
3.	Càlculs, Resultats, i Explotació	16
3.1.	Anàlisi Univariant	16
3.2.	Anàlisi Bivariant	42
3.2.1.	Primera part	42
3.2.2.	Segona part	46
3.3.	Anàlisi Multivariant.....	60
3.4.	Punts influents i anòmals.	69
	Solucionar problemes del model de regressió.	70
3.4.	Propostes de models amb variables cualitatives	73
3.5.	Prediccions	81
3.6.	Explotació	83
4.	Conclusions i Futures línies d'investigació	84
4.1.	Conclusions.....	84
4.2.	Futures línies de investigació	84
5.	Bibliografia	85
6.	Annex.....	88

1. Introducció i Objectius

1.1. Motivació

El futbol a Espanya es el deport per excel·lencia, es el més televisat, més seguit per tot tipus de públic en general, d'actualitat i en el que més diners hi ha al seu mercat. Es per això que es de gran interes i curiositat estudiar i indagar sobre tot el que forma part d'aquest esport.

El fútbol té al seu alrededor molts altres sectors que li donen suport, moltes vegades economic. Es el cas del marketing, sent la imatge un pilar fonamental per a molts equips de futbol.

Actualment, en aquest esport d'elit, tant a nivell nacional com internacional es parlen de xifres astronòmiques en quant a fixatges de jugadors, o de traspessos. Fins i tot de elevades xifres en quant es tracta del preu de mercat de les camises dels clubs. El mercat economic que hi ha en aquest esport i la xifra que abarca aquest es enorme.

Alguns jugadors dels equips més rellevants i importants de la lliga espanyola estan duguent un nivell de vida elevadíssim gràcies a contrats millionaris i al merxandasing del qual son imatge.

Tot el que comporta el futbol es de gran interes per analitzar i estudiar. Saber com influeix cada característica dels equips de futbol pot concluir els ingressos que obtenen, i per contrari, també saber el porque del deute que tenen.

Per tal de saber el deute que tenen alguns clubs de futbol, d'avegades molt elevat, va a procedir-se a estudiar un model que estiga compost per diferents variables totes elles influents en el deute.

Es de gran interes saber i profunditzar els motius del deute que tenen alguns equips de futbol tan importants a nivell internacional, en quant les xifres economicques que obtenen com a ingressos son molt elevades.

1.2. Hipòtesis

La hipotesis d'aquest estudi es realitzar un model econometric el qual puga relacionar el deute dels equips de futbol amb les diverses variables que afecten aquestos.

1.3. Objectius

El treball següent tracta d'analitzar de que esta compost el deute dels equips de futbol, amb dades de tots ells, on cadascún d'aquests tenen unes característiques, variables en aquest cas, diferents. Mitjançant aquest es preten saber que influeix més o menys en el deute i com poder fer front a aquest per tal de solucionar-lo o tan sols disminuir-lo.

L'estudi podrà comparar tots els equips de fútbol i saber quins clubs no segueixen els resultats que estiguen dintre de lo normal, tant amb resultats majors com menors.

Pel que fa a les variables utilitzades, s'obtindrán unes relacions entre aquestes que proporcionaran informació relevant tant per als clubs de futbol com per al mateix estudi realitzat.

Amb el model principal es podrà analitzar tots els parámetros i saber la importancia de cadascún d'aquests en el nomenat model. També com influeix cadascún en el model i si fora el cas eliminar aquell més irrelevant per tal de millorar el model i els resultats.

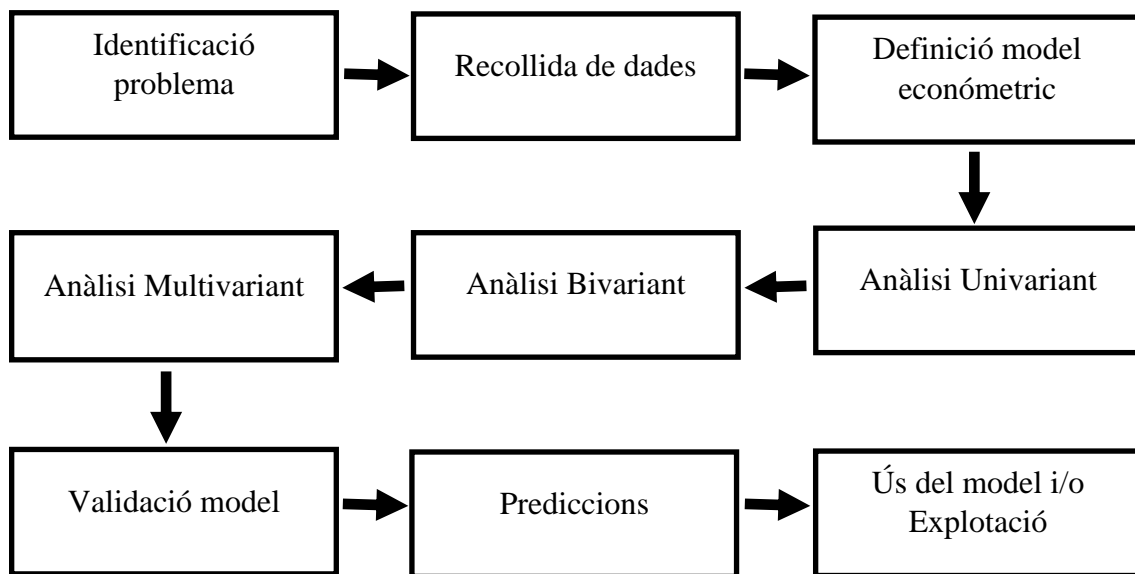
Es preten que el model es puga utilitzar per a tots aquells equips de futbol que formen la primera i segona divisió de futbol. Per tal d'aconseguir-ho, es realitzen diferents models al principal amb introducció de variables cualitatives.

2. Metodologia i Tècniques

2.1. Metodología

La metodologia utilitzada per a realitzar l'estudi es compon d'una serie de apartats entrelaçats entre sí per a finalitzar amb un resultat. Cada apartat està conectat amb el següent, i comporta a realitzar altres anàlisis. Així com el resultat de cadascún es de gran utilitat per a continuar amb la realització dels anàlisis posteriors.

A continuació s'exposa un gràfic de procés, on es visualitzen tots els passos que s'ha de seguir per a resoldre la hipotesis inicial i així resoldre el problema plantejat.



Gràfic 2.1 Gràfic de procés

Cada apartat es caracteritza per un estudi intern i la realització dels càlculs pertinents. Es molt important que en cadascún s'intente aproximar el millor possible als resultats veritaders i realitzar els estudis adequadament. En coseqüència d'açò es tindrà un estudi i resultat per a poder utilitzar a posteriori.

En primer lloc es planteja quin problema es el que s'elegeix per a solucionar i procedir a estudiar. Una vegada elegit aquest, s'inicia la búsqueda i recollida de dades, es a dir la informació de totes les variables que es van a considerar imporants a tindre en compte. D'aquesta manera es pot definir el model econometric, doncs es té la variable dependent, així com les variables independents totes elles explicades.

Una vegada es tenen les dades, es procedeix a la realització de diferents anàlisis, com es el Anàlisi Univariant, Bivariant i Multivariant. Aquests anàlisi pretenen estudiar el model de regresió i a la vegada millorar-lo. Es a dir, amb aquests es va a procedir a la millora dels resultats, i d'avegades serà eliminant variables, dades o amb la modificació del model. D'aquesta manera, s'arriba a la validació del model, on s'afirma que està excent de tot tipus de problemes.

No obstant, una vegada obtingut el model principal s'intenten aconseguir altres amb variables qualitatives que tinguin major fiabilitat. Aquests nous models tenen incorporada una nova variable que pot modificar el model i ser de gran suport.

Altres passos importants són les prediccions. En aquest apartat es té en compte el model realitzat amb la nova introducció de dades actualitzades. Les prediccions ajuden a tindre en compte els resultats previstos en comparança dels reals.

Per últim, i una vegada realitzats tots els apartats anteriors, es conclueix una sèrie de usos que pot tindre el estudi i el qual pot aportar a diferents àmbits. També hi pot haver el cas que l'estudi es pugui explotar i seguir estudiant en la línia que s'ha conclòs.

2.2. Tècniques

En l'apartat següent va a explicar-se totes les tècniques d'anàlisi que van a utilitzar-se en el treball així com les fórmules matemàtiques aplicades. L'ordre que va a seguir la següent explicació dels diferents mètodes utilitzats és fonamental i és el que s'ha procedit a realitzar en el estudi.

- **ANALISI UNIVARIANT**

L'anàlisi univariant es caracteritza per l'estudi de la variable independent respecte a les demés variables dependents, anomenades explicatives. En aquest es procedeix a descriure cada una de les variables utilitzades per al model de regressió, així com també s'especifica la unitat física en que es quantifica aquesta. Una vegada es defineix la variable s'analiza el resum estadístic de cada variable que s'ha obtés [1].

Aquest resum estadístic es caracteritza per la obtenció d'estadístics, les dades dels quals proporcionen informació molt important de cada variable.

Mitjana aritmètica: És el valor mig de les dades recollides, és a dir, el seu càlcul es realitza mitjançant la suma de tots els valors i es divideix per el nombre total de dades [2].

$$\bar{X} = \frac{X_1 + X_2 + X_3 + \dots + X_n}{n} = \frac{\sum_{j=1}^n X_j}{n} = \frac{\sum X}{n}$$

Mitja: És el nombre central d'un grup de nombres els quals estan ordenats de menor a major [2].

Si n es Impar:

$$Me = x_{\left(\frac{n+1}{2}\right)}$$

Si n es Par:

$$Me = \frac{x_{\frac{n}{2}} + x_{\left(\frac{n+1}{2}\right)}}{2}$$

Desviació estàndard: Es tracta d'un índex que quantifica la dispersió que posseeix un conjunt de dades. Este es el promig de totes les desviacions dels valors respecte a la mitjana d'una distribució. Per tant, si el resultat d'aquest es elevat, hi haurà major dispersió en les dades [2].

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^N (X_j - \bar{X})^2}{n}}$$

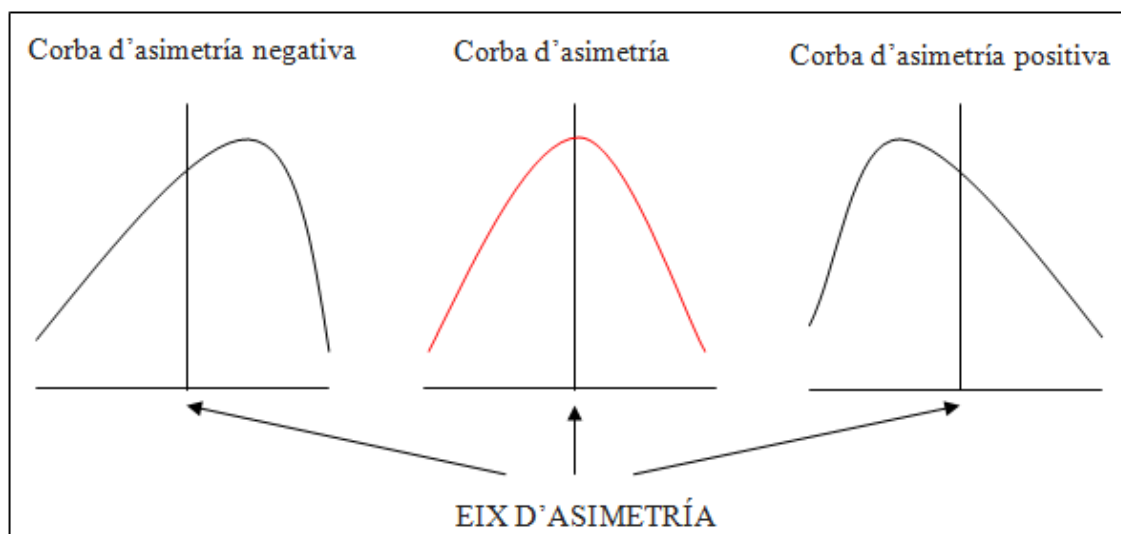
Rang: Es el interval entre el valor més elevat i el menor. Aquest també ajuda a saber la dispersió de les dades. Pel que fa al seu valor, quan més elevat siga el rang, més dispersos estarán les dades del conjunt global [2].

$$Rang = M\grave{a}xim - M\grave{i}nim$$

Quartil: En un conjunt de dades ordenades de menor a major, es divideix aquest en quatre parts iguals. El valor Q_1 serà el primer, el qual té un 25% de dades a l'esquerre. El Q_2 el segon coincidint amb la mitja, i per últim el Q_3 serà l'últim, que estarà situat un 75% de dades a l'esquerre [2].

Coefficient d'asimetria: Aquest indicador mesura el grau d'asimetria entre la distribució i la mitja. Si el resultat es positiu, la distribució tendeix cap a la esquerre, i per contra, si es negatiu tendeix a la dreta [2].

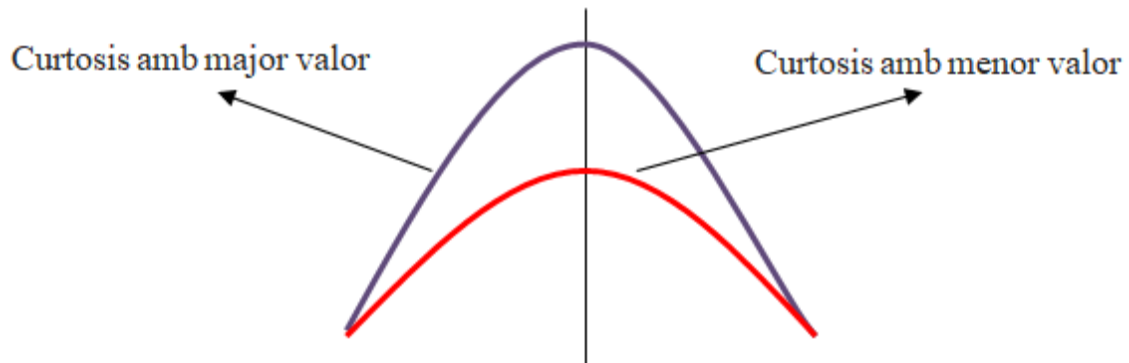
$$CA = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \bar{X})^3}{(n-1)}}{s^3}$$



Gràfic 2.3 Corba d'asimetria

Curtosis: El resultat d'aquest representa la forma que té la distribució de les dades mitjançant una línia. Indica per tant quina és la quantitat de dades que estan distribuïdes al voltant de la mitjana. El seu valor influeix en la forma de la línia de distribució, ja que quan major siga el valor, més pronunciada serà la corba representativa [2].

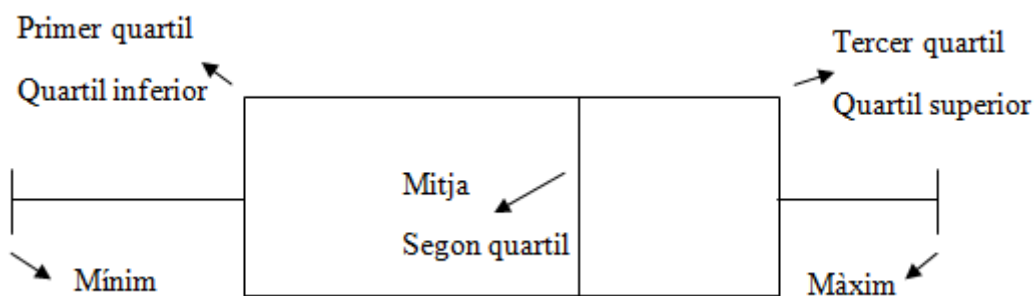
$$cc = \frac{\sum \frac{(X_j - \bar{X})^4}{(n - 1)}}{s^4}$$



Gràfic 2.4 Corba de curtosis

El resum que es sintetiza d'aquests indicadors és la dispersió, i per tant s'estudia la relació que hi ha entre la mitjana aritmètica i la desviació. En el cas que la desviació estandard siga més elevada que la mitjana aritmètica, les dades estaran molt disperses. Si per contra, la desviació és menor a la mitjana aritmètica, les dades no estaran disperses.

Altre estudi que va a procedir-se en el anàlisi univariant és el del gràfic caixa i bigotis, que s'aplicarà a les variables quantitatives. Aquest gràfic representa visualment característiques importants de les dades, com potser la simetria i la dispersió. Per a entendre els resultats hi ha que analitzar el gràfic obtingut detalladament.



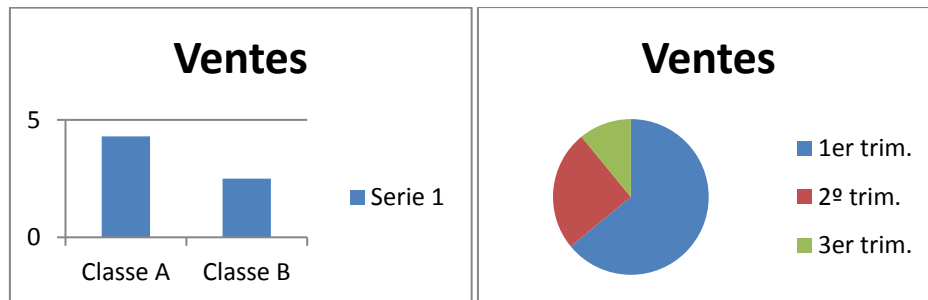
Gràfic 2.5 Gràfic de caixa i bigotis

Les dades que estiguen fora dels límits, es a dir, dels quartils inferior i superior, seran els anomenats punts anòmals. Aquests punts seran avaluats i la seua abundància determinarà que siguin valors candidats a eliminar del model. En quant a la distribució de la caixa, si aquesta es situa al centre de la línia es dirà que la distribució pareix normal, i si aquesta es troba cap a un costat no serà normal [1].

En quant a les variables qualitatives, es realitza el diagrama de barres i de sectors. En aquests es visualitza la distribució de les dades que formen cada un dels nivells. Per una banda, el diagrama de barres esta compost per barres rectangulars, on l'altura de cadascuna es proporcional als valors obtesos de cada una de les variables.

També s'utilitza el diagrama de sectors, un cercle dividit en diferents sectors, on cadascun te la proporció que ha obtes com a valor de cada variable.

Tots dos gràfics son de gran ajuda per a saber a primera vista el resultat obtes de la distribució de cada variable.



Gràfic 2.6 Exemple gràfic de barres Gràfic 2.7 Exemple gràfic de sectors

Una vegada realitzats els dos estudis d'aquest anàlisi univariant, es procedeix a determinar quins punts han sigut més diferents a la resta, els anomenats punts anòmals, els quals es procedirà a eliminar. Per tal de decidir quins son aquests, es fixa en el gràfic de caixa i bigotis quins punts han sigut més repetitius al estar fora del límits de la caixa. Aquests serán finalment eliminats del model principal.

- **ANÀLISI BIVARIANT**

L'anàlisi bivariant es caracteritza per l'estudi únicament de entre dos variables. Mitjançant aquest es pot detectar relacions o anomalies entre les dos variables seleccionades. No obstant, una de les dos variables es tracta de la variable "Y" i l'altra pot ser qualsevol de les variables explicatives. Aquest anàlisi es divideix en dues parts, que a continuació s'expliquen [1].

En la primera part s'estudia la relació de la variable independent amb la resta de les variables explicatives, de totes elles. Per a poder realitzar aquest estudi es procedeix a la obtenció de la matriu de correlació de totes les variables. Esta matriu es una taula que mostra una llista horitzontal i vertical amb totes les variables que es disposa per al model. El coeficient que hi ha entre cada variable es l'anomenat "r", es a dir, es el valor que s'obté amb la relació de cada parella de variables, el qual va del 0 a 1. La diagonal de la matriu estarà composta de 1 [1].

Taula 2.1 Exemple de matriu de correlació

	Variable A	Variable B	Variable C	Variable D	Variable E
Variable A	1	0,3	0,5	0,75	0,21
Variable B	0,3	1	0,19	-0,25	0,56
Variable C	0,5	0,19	1	0,6	0,82
Variable D	0,75	-0,25	0,6	1	0,63
Variable E	0,21	0,56	0,82	0,63	1

Aquesta matriu de correlació de totes les variables mesura la interdependència entre cada parella de variables i de totes elles a l'hora. El valor obtingut de entre les relacions es l'anomenat coeficient de correlació. Aquest pot mesurar tant la interdependència o el grau de associació entre les dos variables. Si el valor es superior a 0,7 la relació es molt elevada, si està entre 0,3 i 0,7 es moderada i si es inferior a 0,3 hi ha poca relació. Aquests valors s'expliquen per a cada relació de "Y" amb cada variable explicativa.

En quant a la segona part del anàlisi bivariant, té lloc l'estudi de la relació de entre totes les variables explicatives. Per a portar a terme aquest estudi, es realitza l'anàlisi de Multicolinealitat. Existeix problema de multicolinealitat si hi ha relació entre les variables "X". Per tal de saber si existeix problema o no, es realitzen tres proves que a continuació s'expliquen [1].

El primer pas es obtenir la primera matriu de correlació. En aquesta s'observen els valors que hi estiguen per davall de la diagonal en valor absolut, ja que si son superiors a 0,7 existeix problema de multicolinealitat.

El segon pas es realitzar la matriu inversa de correlació, la qual s'obté en el excel utilitzant la funció MINVERSA i seleccionant la matriu de correlació a l'hora que introduint una combinació de tecles (Control+Shift+Enter). En aquesta matriu es té en compte els valors de la diagonal, i si algú d'aquests es superior a 10 existeix problema de multicolinealitat. La primera columna de la matriu estarà composta per totes les variables seleccionades.

Taula 2.1 Exemple de matriu de correlació inversa exemple

Variable A	3,15	8,38	2,25	0,75	3,87
Variable B	8,38	12,08	0,99	-4,46	2,68
Variable C	2,25	0,99	8,60	7,81	3,27
Variable D	0,75	-4,48	7,81	10,55	-2,59
Variable E	3,87	2,68	3,27	-2,59	6,94

La tercera prova es calcular l'índex d'acondicionament. Aquest valor es l'obtes realitzant l'arrel quadrada de la divisió entre el autovalor major i el autovalor menor, es a dir:

$$IC = \sqrt{\frac{\text{Autovalor Major}}{\text{Autovalor Menor}}}$$

I com a resultat, si el valor obtés es superior a 10 si que existeix problema de multicolinealitat.

Per a que no existeixca problema de multicolinealitat, en ninguna de les tres proves explicades te que existir el problema. Quan les tres proves estiguen lliures de problema, s'haurà solucionat. Per tal d'aconseguir-ho, s'ha de repetir el proces d'eliminar la variable conflictiva i realitzar les tres proves tantes vegades siguen necessaries.

Per a finalitzar aquest anàlisi, sols van a tindre en compte d'ara endavant les variables que han quedat en les tres ultimes proves realitzades, ja que totes aquestes no donen problema de multicolinealitat i la resta que s'han eliminat si.

- **ANÀLISI MULTIVARIANT**

L'anàlisi multivariant es caracteritza per estudiar la influència de dos o més variables explicatives amb altres variables dependents. En aquest va a realitzar-se un estudi complet del model de regressió proposat, i els anàlisis que condicionen el resultat del model final.

En primer lloc, al model de regressió, es descriu el model teòric que va a utilitzar-se. En aquest es te que definir la formula de la variable dependent igualada a la resta. A més, es descriu tots els paràmetres que formen aquest model teòric [1].

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + U$$

Y: Variable dependent.

β_0 : És el valor mig del total de la variable dependent quan les variables explicatives valen zero.

β_1 : Increment mig del total de la variable dependent quan augmenta en una unitat la variable explicativa que la acompanya (X_1), i la resta de variables explicatives romanen constants.

X_1 : Variable explicativa.

U: Es la pertorbació del model econòmic. És la part del model que no es capaç d'explicar-se amb les variables explicatives.

Seguidament, amb el model ajustat/estimat es procedeix a la validació del model. La primera part de la validació es l'estudi de la significativitat del model, on es realitza el contrast d'hipotesis que conclou que el model es significatiu si el Pvalor obtes es menor a 0,05. En el cas contrari, el model no es significatiu i per tant no ens interessa realitzar el seu estudi posterior ja que els resultats no serán servibles. Per altra banda també s'analitza la significativitat dels parametres, on en este cas també s'utilitza el contrast d'hipotesis. Si el Pvalor de cada parametre es menor a 0,05 aquest si es significatiu, i per contra si es major a 0,05 no ho es [1].

Significativitat del model:

Contrast d'hipòtesis:

$$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = \beta_6 = \beta_7 = 0$$

$$H_1: \text{algun } \beta_i \neq 0$$

$$P\text{valor} < \alpha = 0,05$$

Significativitat dels paràmetres:

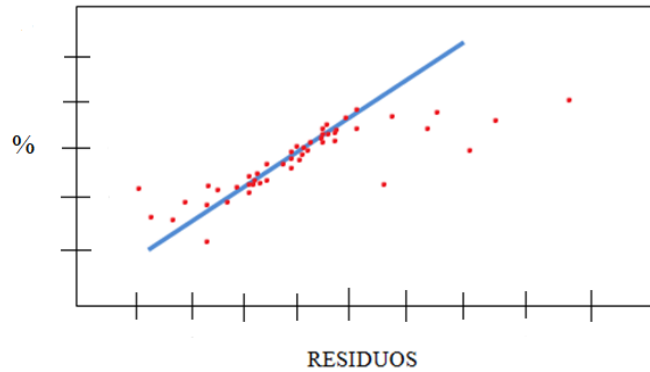
Contrast d'hipòtesis:

$$H_0: \beta_i = 0$$

$$H_1: \beta_i \neq 0$$

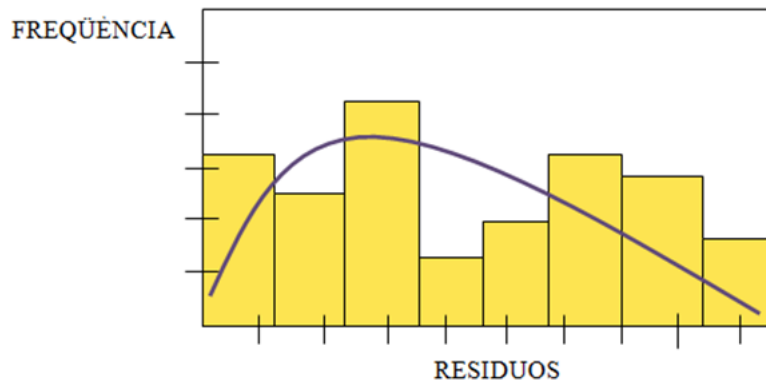
$$P\text{valor} < \alpha = 0,05$$

La segona part d'aquest anàlisi es el estudi de la normalitat dels residus. Per tal d'identificar que els residus no siguin normals, es realitzen tres proves. La primera prova es el gràfic de probabilitat normal, en el qual visualment es comprova la posició dels residus, i si segueixen la línia si es distribueixen normals. Si per contra la distribució d'aquests es molt dispersa, no seguiran la normalitat [1].



Gràfic 2.8 Exemple gràfic de probabilitat normal

La segona prova fa referència al gràfic d'histograma de residus. En aquest també s'observa a primer colp de vista si els residus segueixen una distribució normal mitjançant el volum de les columnes que el formen, ja que si estes s'aproximen a formar una campana de "Gauss" si serán normals [1].



Gràfic 2.9 Exemple gràfic d'histograma de residuos

I per últim, la tercera prova es el test. Aquesta prova es la que determina si es les residus son normals o no. En esta apareixen diferents estadístics, on s'elegeix el més restrictiu (valor menor) entre tots ells. Si el valor d'aquest estadístic es menor a 0,05 es conclou que els residus no son normals. Té que ser major a 0,05 per a que no hi haga problema [1].

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \text{Els residus son normals.} \\ H_1: \text{Els residus no son normals.} \end{array} \right\} P_{\text{valor}} < \alpha > \alpha = 0,05$$

La tercera part del anàlisi multivariant es l'estudi del problema anomenat heteroscedasticitat. Aquests es caracteritza per que la pertorbació del model no es constant al llarg de les observacions. Per tal d'identificar i solucionar este problema, s'utilitza el contrast d'hipotesis. El primer pas d'aquest contrast d'hipotesis es elevar al quadrat els residus del model, i si els resultats dels Pvalors dels parametres es major a 0,05 no existeix problema de heteroscedasticitat en eixa variable [1].

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \sigma^2 = \text{Constant, no existeix heteroscedasticitat} \\ H_1: \sigma^2 \neq \text{No constant, existeix heteroscedasticitat} \end{array} \right\} \alpha = 0,05$$

La quarta part es tracta de la autocorrelació. Aquesta te lloc quan la pertorbació del model no depèn dels valors obtessos. Per a identificar aquest problema s'utilitzen dos tecniques. Per una part, el test de Durbin-Watson, el qual es te en compte el estadístic de Durbin-Watson, i si el Pvalor d'aquest es major a 0,05 no existeix problema de autocorrelació. Per altar banda, existeixen els grafics FAS i FAP. En aquests gràfics s'observa si els retards (columnes) superen o no els límits (línies roges). En el cas que cap retard supere els límits, no existeix problema de autocorrelació [1].

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \rho_1 = 0 \rightarrow \text{No existeix Autocorrelació de 1er Ordre.} \\ H_1: \rho_1 \neq 0 \rightarrow \text{Si existeix Autocorrelació de 1er Ordre.} \end{array} \right\} \alpha = 0,05$$

- **PUNTS INFLUENTS I ANÒMALS**

Els punts influents es classifiquen en dos tipus, a priori i a posteriori. Cadascun segueix un càlcul i uns condicionants diferents.

En primer lloc, els punts influents a priori tenen que ser superiors a dos vegades la influència mitjana d'un sol punt [1].

n_{ii} = Influència

\bar{n} = Influència mitjana d'un sol punt (proporcionada per el programa)

Si els punts compleixen la següent condició, seràn punts influents a priori:

$$n_{ii} \geq 2 \bar{n}$$

Pel que fa als punts influents a posteriori, seràn els que el seu valor siga major al resultat obtes de la multiplicar per dos el coeficient resultant de l'arrel del valor de la influència. El valor de cada fila es sempre positiu, encara que tinga signe negatiu.

Seràn punts influents a posteriori els valors que complisquen la següent condició:

$$|DFITS| \geq 2\sqrt{\bar{n}}$$

En quant als punts anòmals del estudi candidats a eliminar son els que tenen el seu valor superior a 3. Els que tan sols superen valor de 2 son punts anòmals.

2.3. Software

Els programes informatics que s'han utilitzat per a realitzar el treball han sigut el Excel i el Statgraphics Centurion XVI.

En primer lloc, el Excel permet organitzar les dades amb les taules, on posteriorment van a aplicar-se diferents operacions.

En quant al Statgraphics Centurion XVI es el software principal per a calcular cada anàlisi del treball. Mitjançant aquest va a procedir-se a calcular totes les operacions que sols es poden realitzar amb este. D'aquesta manera s'obtindràn uns resultats molt importants per a la realització del estudi.



3. Càlculs, Resultats, i Explotació

3.1. Anàlisi Univariant

L'anàlisi univariant es la descripció d'una variable, en el nostre cas de la variable Deute, mitjançant una sèrie d'estadístics com hi son la mitjana aritmètica, mitja i rang entre molts altres que a continuació veurem.

Amb aquest s'obté gran quantitat d'informació i característiques, tant en taules com en gràfiques, que serà de gran importància per a l'estudi a realitzar.

A continuació es descriu cada variable a analitzar, així com el resum estadístic i el gràfic de caixa i bigots de cadascuna.

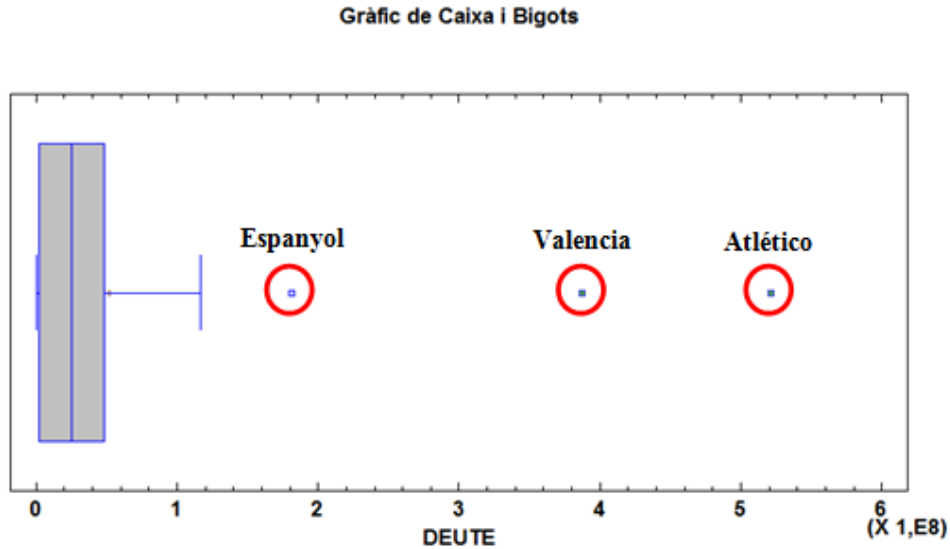
DEUTE: Obligació dels equips de futbol de pagar o tornar el capital que deuen tant a persones físiques com a empreses. Es la principal variable a estudiar, ja que la resta de variables que van a analitzar-se estan directament relacionades amb el deute de cada equip de futbol. Aquesta es mesura amb euros [3].

Taula 3.1 Resum estadístic de la variable deute.

Variable	DEUTE
Mitjana aritmètica	52045600,00
Mitja	24797500,00
Desviació Estàndard	99102500,00
Mínim	38278,00
Màxim	521226000,00
Rang	521188000,00
Cuartil Inferior	2307090,00
Cuartil Superior	48663000,00
Coefficient d'Asimetria	3,72
Curtosis	14,79

Aquest resum estadístic mostra la relació entre la mitjana aritmètica i la desviació, i per tant la dispersió de les dades analitzades. En aquest cas, com que la desviació estàndard es més gran que la mitjana aritmètica, les dades estan molt disperses.

Per altra banda, el equip que te menys deute es el Llagostera, i el que té el màxim es el Atlético.



Gràfic 3.1 Gràfic de Caixa i Bigots de la variable deute.

Com podem veure al següent gràfic, hi ha tres punts anòmals els quals pertanyen des del més llunyà al menys als clubs de futbol Atlético, Valencia i l'Espanyol. Aquesta distribució vol dir que aquests clubs tenen un deute més elevat de la resta de clubs.

Pel que fa a la distribució no es pareix normal ja que no es simètric, es a dir, no es situa al centre de la línia.

INGRESSOS TELEVISIÓ: Repartiment tant dels diners com dels drets de televisió entre els equips de futbol. Aquests ingressos que reben els equips de futbol seran per part de les diferents canals de televisió que retransmeten i promocionen els seus partits. Aquesta variable es mesura amb milions d'euros [4].

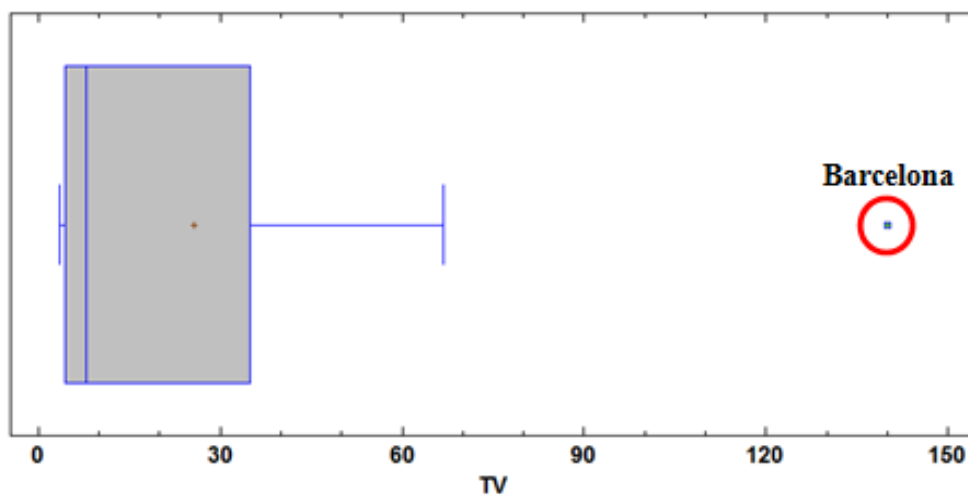
Taula 3.2 Resum estadístic de la variable ingressos televisió.

Variable	INGRESSOS TELEVISIÓ
Mitjana aritmètica	25,65
Mitja	7,85
Desviació Estàndard	31,59
Mínim	3,50
Màxim	140,00
Rang	136,50
Cuartil Inferior	4,40
Cuartil Superior	34,90
Coefficient d'Asimetria	2,40
Curtosis	6,74

Aquest resum estadístic mostra la relació entre la mitjana aritmètica i la desviació, i per tant la dispersió de les dades analitzades. En aquest cas, com que la desviació estàndard és més gran que la mitjana aritmètica, les dades estan molt disperses.

El equip de futbol que té menys ingressos pel que fa a la televisió es el Bilbao Athletic, i l'equip amb més es el Barcelona.

Gràfic de Caixa i Bigots



Gràfic 3.2 Gràfic de Caixa i Bigots de la variable ingressos televisió.

Com podem veure al següent gràfic, hi ha tan sols un punt anòmal el qual fa referència al equip de futbol Barcelona. Açò vol dir que el Barcelona es el club que rep una quantitat de ingressos per televisió superior a la resta.

Pel que fa a la distribució no es pareix normal ja que no es simètric, es a dir, no es situa al centre de la línia.

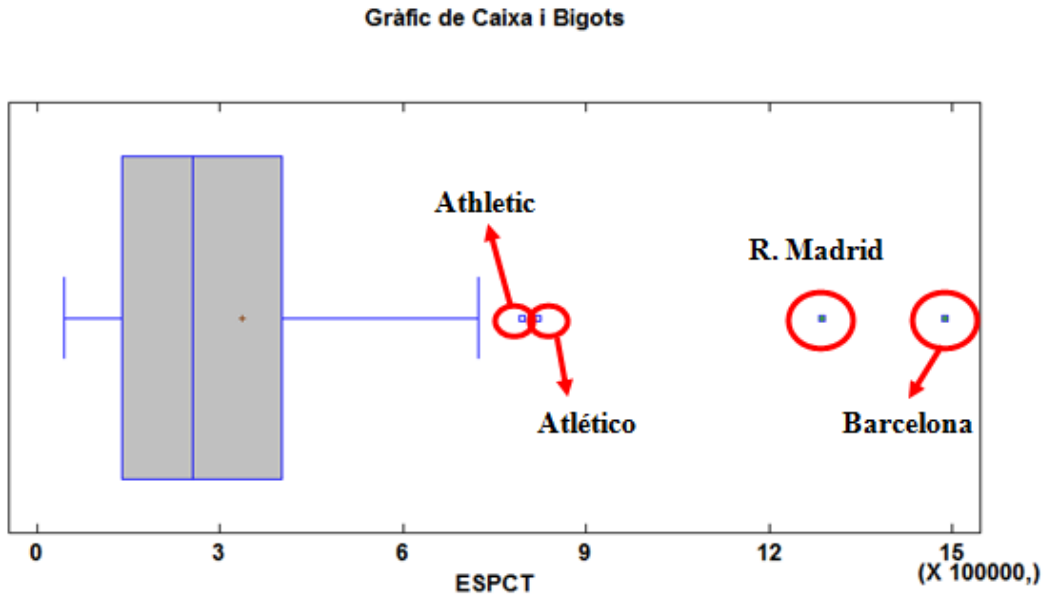
ESPECTADORS: Són les persones que acudeixen als camps de futbol a veure els partits. Aquesta variable quantifica el total de espectadors que han anat a cada camp de futbol quan s'ha celebrat un partit oficial de les dues lligues durant la temporada. Es mesura per tant en persones [5].

Taula 3.3 Resum estadístic de la variable espectadors.

Variable	ESPECTADORS
Mitjana aritmètica	336610,00
Mitja	256070,00
Desviació Estàndard	314354,00
Mínim	44057,00
Màxim	1488510,00
Rang	1444450,00
Cuartil Inferior	140120,00
Cuartil Superior	400322,00
Coefficient d'Asimetria	2,07
Curtosis	4,80

Aquest resum estadístic mostra la relació entre la mitjana aritmètica i la desviació, i per tant la dispersió de les dades analitzades. En aquest cas, com que la desviació estàndard es més xicoteta que la mitjana aritmètica, les dades estan poc disperses.

Pel que fa a l'assistència d'espectadors, els partits del Llagostera son els que tenen menys espectadors. Per contra, els que tenen major son els del Barcelona.



Gràfic 3.3 Gràfic de Caixa i Bigots de la variable espectadors.

Com podem veure al següent gràfic, hi ha quatre punts anòmals els quals pertanyen des del més llunyà al més proper als clubs de futbol Barcelona, R. Madrid, Atlético i Athletic. Aquesta distribució vol dir que aquests clubs tenen un nombre de espectadors més elevat que la resta d'equips.

Pel que fa a la distribució no es pareix normal ja que no es simètric, es a dir, no es situa al centre de la línia.

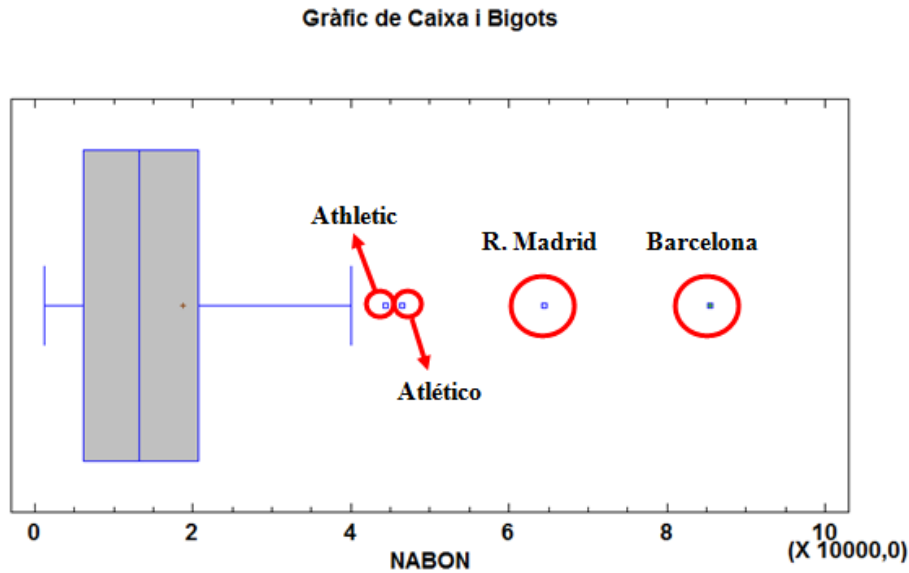
NÚMERO ABONAMENTS: Els abonaments son el conjunt de entrades que qualsevol persona pot comprar per a accedir als partits d'un determinat equip de futbol y durant un període de temps. En aquest cas es tindrà en compte el número total de abonaments que s'han efectuat en cada equip de futbol durant tota la temporada [6].

Taula 3.4 Resum estadístic de la variable número abonaments.

Variable	NUMERO ABONAMENTS
Mitjana aritmètica	18723,30
Mitja	13156,50
Desviació Estàndard	17761,50
Mínim	1200,00
Màxim	85500,00
Rang	84300,00
Cuartil Inferior	6100,00
Cuartil Superior	20759,00
Coefficient d'Asimetria	1,96
Curtosis	4,35

Aquest resum estadístic mostra la relació entre la mitjana aritmètica i la desviació, i per tant la dispersió de les dades analitzades. En aquest cas, com que la desviació estàndard és més xicoteta que la mitjana aritmètica, les dades estan poc disperses.

El club amb menys número d'abonaments de la temporada es el Llagostera, i l'equip amb més es el Barcelona.



Gràfic 3.4 Gràfic de Caixa i Bigots de la variable números abonaments.

Com podem veure al següent gràfic, hi ha tres punts anòmals els quals pertanyen des del més llunyà al més proper als clubs de futbol Barcelona, R. Madrid, Atlético i Athletic. Aquesta distribució vol dir que aquests clubs tenen un numero de abonaments superior a la resta.

Pel que fa a la distribució no es pareix normal ja que no es simètric, es a dir, no es situa al centre de la línea.

PREU ABONAMENTS: Aquesta variable tracta de fixar el preu mig dels abonaments de cada club durant la temporada. La unitat física amb que es mesura es en euros [7].

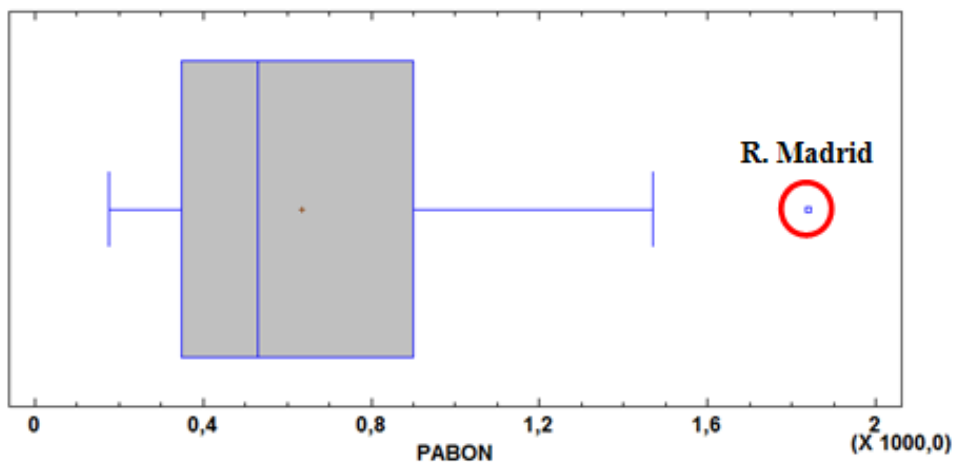
Taula 3.5 Resum estadístic de la variable preu abonaments.

Variable	PREU ABONAMENTS
Mitjana aritmètica	636,26
Mitja	530,00
Desviació Estàndard	364,47
Mínim	175,00
Màxim	1840,00
Rang	1665,00
Cuartil Inferior	350,00
Cuartil Superior	900,00
Coefficient d'Asimetria	1,24
Curtosis	1,66

Aquest resum estadístic mostra la relació entre la mitjana aritmètica i la desviació, i per tant la dispersió de les dades analitzades. En aquest cas, com que la desviació estàndard es inferior a la mitjana aritmètica, les dades estan poc disperses.

Per altra banda, l'equip que té el preu més baix dels abonaments es el Leganés, i el que té els majors preus es el R. Madrid.

Gràfic de Caixa i Bigots



Gràfic 3.5 Gràfic de Caixa i Bigots de la variable preu abonaments.

Com podem veure al següent gràfic, hi ha un punt anòmal el qual es el R. Madrid. Aquesta distribució vol dir que aquest club de futbol te uns preus d'abonaments superiors a la resta de clubs.

Pel que fa a la distribució no es pareix normal ja que no es simètric, es a dir, no es situa al centre de la línia.

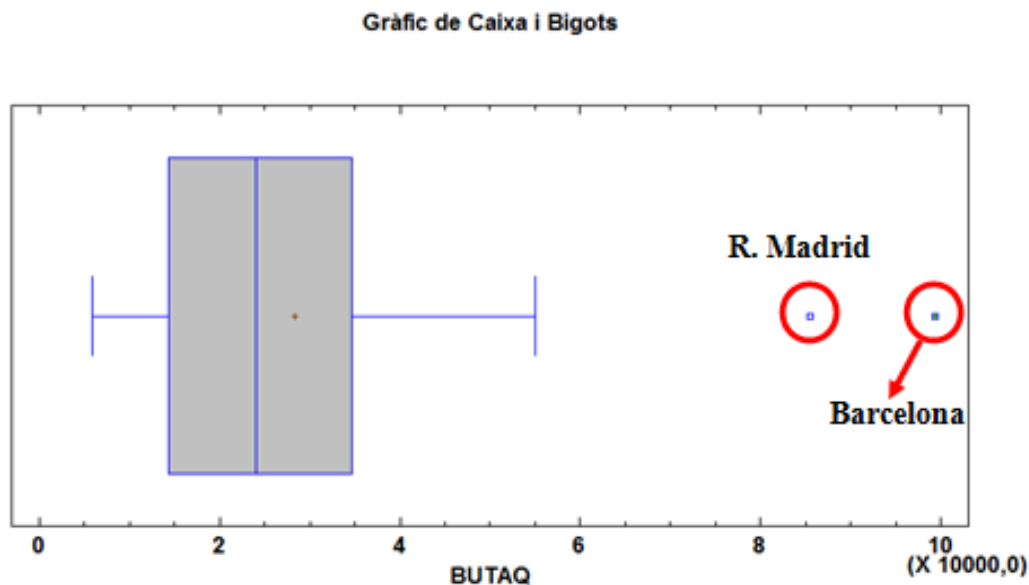
NÚMERO BUTAQUES ESTADI: Cada estadi de futbol te un número diferent de butaques, i per tant de aforo. Aquesta variable determina la capacitat de persones, es a dir espectadors, que te cada estadi, i es comptabilitza en persones [8].

Taula 3.6 Resum estadístic de la variable número butaques.

Variable	NÚMERO BUTAQUES ESTADI
Mitjana aritmètica	28391,20
Mitja	24071,00
Desviació Estàndard	20459,30
Mínim	5824,00
Màxim	99354,00
Rang	93530,00
Cuartil Inferior	14400,00
Cuartil Superior	34711,00
Coefficient d'Asimetria	1,57
Curtosis	3,20

Aquest resum estadístic mostra la relació entre la mitjana aritmètica i la desviació, i per tant la dispersió de les dades analitzades. En aquest cas, com que la desviació estàndard es més xicoteta que la mitjana aritmètica, les dades estan poc disperses.

El camp del club que té menys aforo es el del Llagostera, i el club amb més butaques per a espectadors es el conegut “Camp Nou” del Barcelona.



Gràfic 3.6 Gràfic de Caixa i Bigots de la variable número butaques estadi.

Com podem veure al següent gràfic, hi ha dos punts anòmals els quals pertanyen des del més llunyà al menys als clubs de futbol Barcelona i al R. Madrid. Aquesta distribució vol dir que aquests clubs tenen més butaques que la resta de clubs.

Pel que fa a la distribució no es pareix normal ja que no es simètric, es a dir, no es situa al centre de la línia.

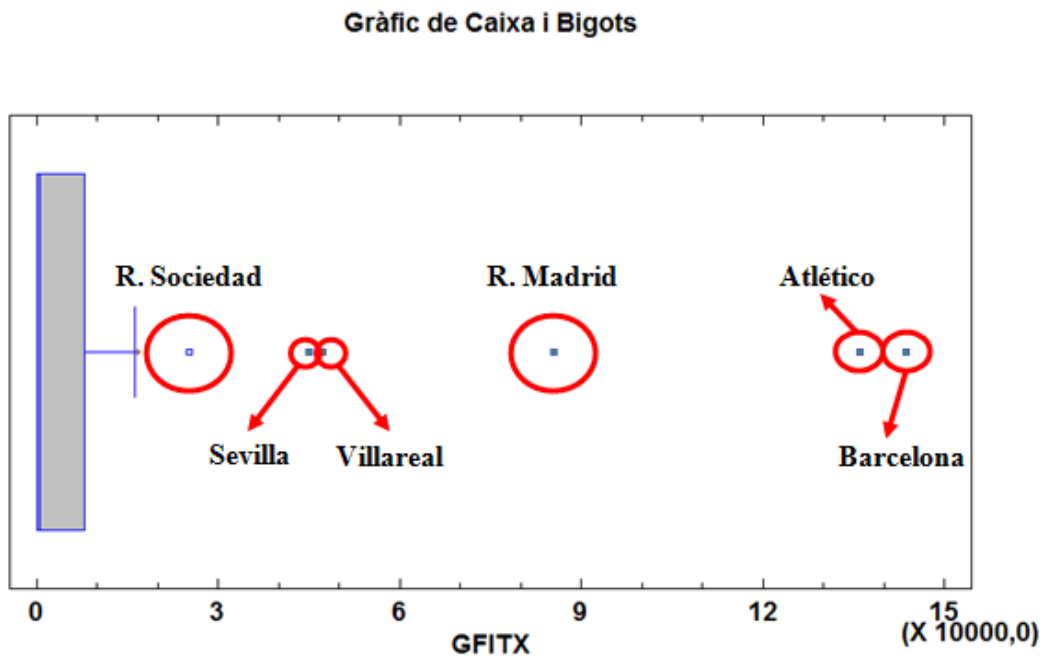
GASTO FITXATGES: Quantitat de diners que un club de futbol inverteix i gasta en donar de alta a un jugador de futbol per a que forme part de la seua plantilla. Aquesta variable suma el capital de tots els fitxatges que ha realitzat cada equip durant la temporada. El total es mesura amb milers de euros [9].

Taula 3.7 Resum estadístic de la variable gasto fitxatges.

Variable	GASTO FITXATGES
Mitjana aritmètica	16723,30
Mitja	475,00
Desviació Estàndard	38555,30
Mínim	0,00
Màxim	143750,00
Rang	143750,00
Cuartil Inferior	0,00
Cuartil Superior	8000,00
Coefficient d'Asimetria	2,70
Curtosis	6,35

Aquest resum estadístic mostra la relació entre la mitjana aritmètica i la desviació, i per tant la dispersió de les dades analitzades. En aquest cas, com que la desviació estàndard es més gran que la mitjana aritmètica, les dades estan molt disperses.

Els equips de futbol que no han tingut ningú gasto en fitxatges, i per tant no han comprat a nous jugadors son: Sporting, Legaés, Osasuna, Alcorcón, Real Oviedo, Numancia, Huesca, Tenerife, Lugo, Mirandés, Ponferradina, Llagostera, Albacete i Bilbao Athletic. Per contra, el Barcelona es el club de futbol que més diners ha invertit en fitxatges durant la temporada.



Gràfic 3.7 Gràfic de Caixa i Bigots de la variable gasto fitxatges.

Com podem veure al següent gràfic, hi ha 6 punts anòmals els quals pertanyen al Barcelona, Atlético, R. Madrid, Villareal, Sevilla i la R. Sociedad, en ordre de més lluny a menys. Aquesta distribució vol dir que aquests clubs tenen un gasto en fitxatge més elevat que la resta d'equips.

Pel que fa a la distribució no es pareix normal ja que no es simètric, es a dir, no es situa al centre de la línia.

INGRESSOS VENDA FITXATGES: En aquesta variable es comptabilitza els ingressos que ha obtingut cada club per la venda de jugadors que formaven part de la seua plantilla durant la temporada. Aquests jugadors son donats de baixa i a l'hora contractats a altres clubs deportius a canvi d'una quantitat de capital acordada entre els dos clubs de futbol participants. La variable es mesura amb milers de euros [10].

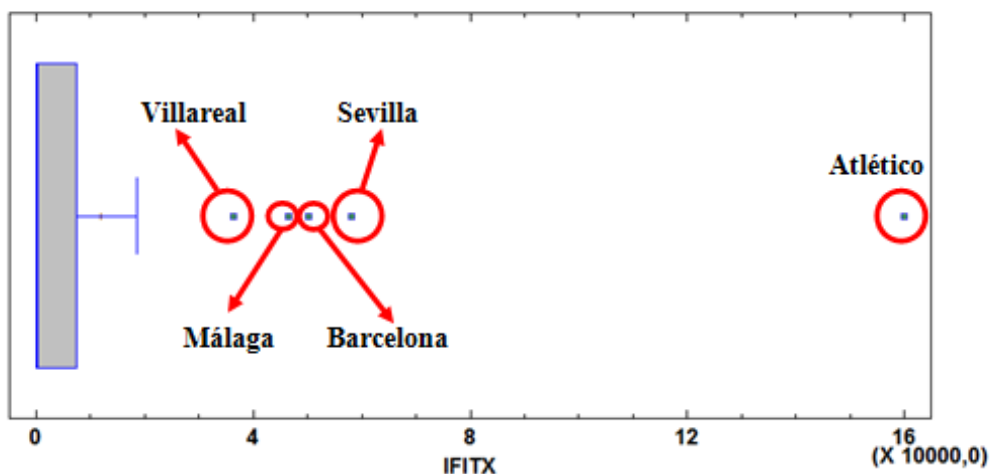
Taula 3.8 Resum estadístic de la variable ingressos venda fitxatges.

Variable	INGRESSOS VENDA FITXATGES
Mitjana aritmètica	11988,20
Mitja	300,00
Desviació Estàndard	28605,20
Mínim	0,00
Màxim	160000,00
Rang	160000,00
Cuartil Inferior	0,00
Cuartil Superior	7400,00
Coefficient d'Asimetria	3,89
Curtosis	18,06

Aquest resum estadístic mostra la relació entre la mitjana aritmètica i la desviació, i per tant la dispersió de les dades analitzades. En aquest cas, com que la desviació estàndard és més gran que la mitjana aritmètica, les dades estan molt disperses.

En aquest cas, els clubs que no han ingressat per venda de jugadors i que per tant durant la temporada han mantingut com a mínim els jugadors anteriors són: Athletic, Las Palmas, Eibar, Deportivo, Sporting, Rayo, Alavés, Gimnàstic, Osasuna, Alcorcón, Real Oviedo, Huesca, Tenerife, Lugo, Albacete i Bilbao Athletic. El Atlético ha sigut l'equip amb majors ingressos per venda de jugadors de la seua plantilla.

Gràfic de Caixa i Bigots



Gràfic 3.8 Gràfic de Caixa i Bigots de la variable ingressos venda fitxatges.

Com podem veure al següent gràfic, hi ha cinc punts anòmals els quals pertanyen des del més llunyà al menys als clubs de futbol Atlético, Sevilla, Barcelona, Málaga i Villarreal. Aquesta distribució vol dir que aquests clubs tenen més ingressos en venda de fitxatges.

Pel que fa a la distribució no es pareix normal ja que no es simètric, es a dir, no es situa al centre de la línia.

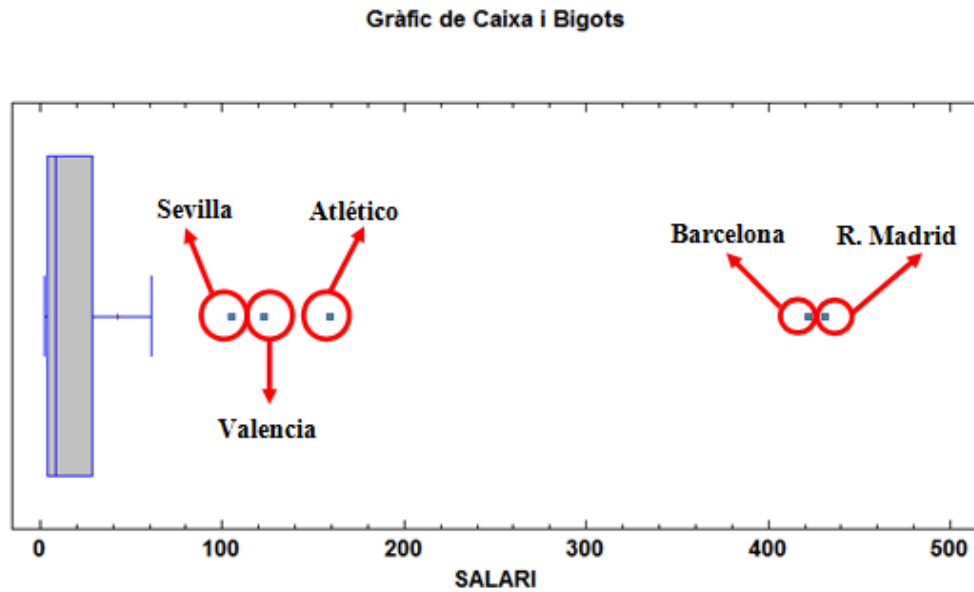
SALARI PLANTILLA: Cada jugador té un salari determinat i acordat mitjançant un contracte laboral. Per tant, el salari de la plantilla es caracteritza per ser la suma dels salaris de tots els jugadors que formen la plantilla de cada equip de futbol. Aquesta variable es mesura amb milions d'euros [11].

Taula 3.10 Resum estadístic de la variable salari plantilla.

Variable	SALARI PLANTILLA
Mitjana aritmètica	42,82
Mitja	8,27
Desviació Estàndard	93,19
Minim	2,40
Màxim	431,30
Rang	428,90
Cuartil Inferior	4,21
Cuartil Superior	28,70
Coefficient d'Asimetria	3,61
Curtosis	13,12

Aquest resum estadístic mostra la relació entre la mitjana aritmètica i la desviació, i per tant la dispersió de les dades analitzades. En aquest cas, com que la desviació estàndard es més gran que la mitjana aritmètica, les dades estan molt disperses.

Sumant els salaris de tots els jugadors que formen la plantilla, l'equip que té un menor salari total es el Bilbao Athletic, i el que té un major salari total es el R. Madrid.



Gràfic 3.10 Gràfic de Caixa i Bigots de la variable salari plantilla.

Com podem veure al següent gràfic, hi ha cinc punts anòmals els quals pertanyen des del més llunyà al menys als clubs de futbol R. Madrid, Barcelona, Atlético, Valencia i Sevilla. Aquesta distribució vol dir que en aquests clubs hi estan els jugadors que més cobren entre tota la resta d'equips.

Pel que fa a la distribució no es pareix normal ja que no es simètric, es a dir, no es situa al centre de la línia.

PATROCINI: Es el pacte entre una persona o empresa amb una empresa patrocinadora. La finalitat d'aquest conveni es que la empresa es faja càrrec de presentar la marca o el producte que vullga el client. En aquest cas, els equips de futbol son el patrocinats ja que la empresa patrocinadora rep una contraprestació normalment econòmica d'estos per fer les marques que els identifica. Esta variable es mesura amb milions d'euros i sols va a tindre en compte els equips de la primera divisió [12].

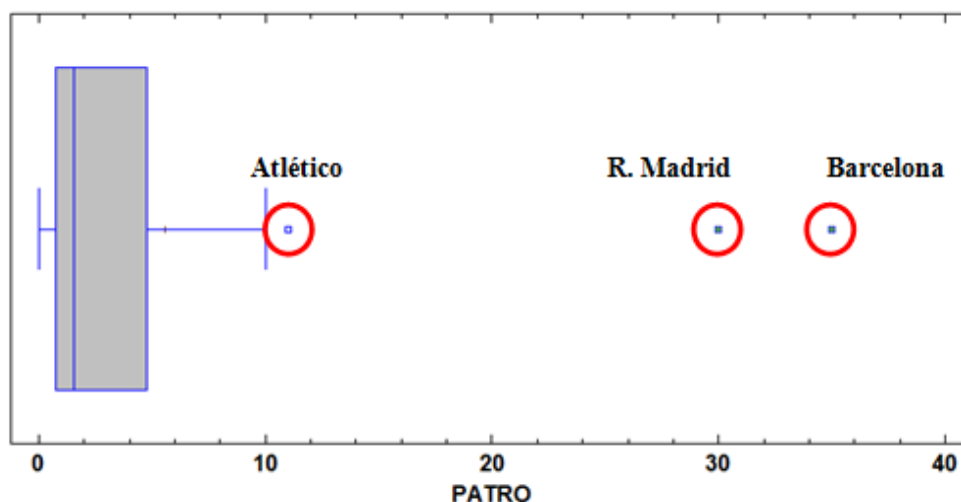
Taula 3.9 Resum estadístic de la variable patrocini.

Variable	PATROCINI
Mitjana aritmètica	5,60
Mitja	1,55
Desviació Estàndard	9,71
Mínim	0,00
Màxim	35,00
Rang	35,00
Cuartil Inferior	0,75
Cuartil Superior	4,75
Coefficient d'Asimetria	2,48
Curtosis	5,46

Aquest resum estadístic mostra la relació entre la mitjana aritmètica i la desviació, i per tant la dispersió de les dades analitzades. En aquest cas, com que la desviació estàndard és més gran que la mitjana aritmètica, les dades estan molt disperses.

El equip que rep menys patrocini de la primera divisió es el Málaga, i el que més el Barcelona.

Gràfic de Caixa i Bigots



Gràfic 3.9 Gràfic de Caixa i Bigots de la variable patrocini.

Com podem veure al següent gràfic, hi ha tres punts anòmals els quals pertanyen des del més llunyà al menys als clubs de futbol Barcelona, R. Madrid i Atlético. Aquesta distribució vol dir que aquests clubs tenen uns ingressos majors per patrocini que la resta de clubs.

Pel que fa a la distribució no es pareix normal ja que no es simètric, es a dir, no es situa al centre de la línia.

NÚMERO PARTITS: Número total de partits que ha jugat cada equip de futbol durant la temporada. En la primera divisió i per tant en la Lliga Santander els equips de futbol juguen un total de 38 partits per temporada. En canvi, els clubs que juguen en segona divisió, que son els que pertanyen a la Lliga 1|2|3 en juguen 42. A més a més, hi ha que sumar els partits dels equips classificats en diferents competicions tant nacionals com internacionals, com són la “Champion”, la “Uefa” i la “Copa del Rei”. Per tant, esta variable es mesura amb número de partits totals [13].

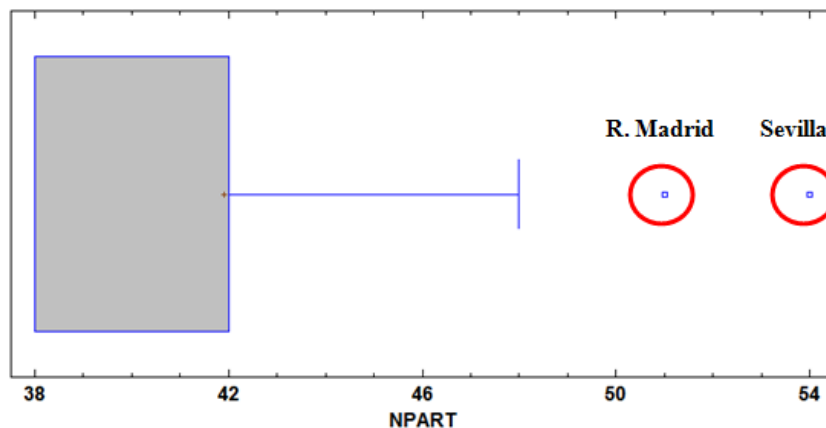
Taula 3.11 Resum estadístic de la variable número partits.

Variable	NÚMERO PARTITS
Mitjana aritmètica	41,90
Mitja	42,00
Desviació Estàndard	3,82
Mínim	38,00
Màxim	54,00
Rang	16,00
Cuartil Inferior	38,00
Cuartil Superior	42,00
Coefficient d'Asimetria	1,35
Curtosis	2,12

Aquest resum estadístic mostra la relació entre la mitjana aritmètica i la desviació, i per tant la dispersió de les dades analitzades. En aquest cas, com que la desviació estàndard es més menuda que la mitjana aritmètica, les dades poc molt disperses.

Els equips que juguen menys partits (38) durant la temporada son: Celta, Málaga, R. Sociedad, Betis, Las Palmas, Espanyol, Eibar, Deportivo, Granada, Sporting, Rayo, Getafe i Levante. Per altra banda, el Sevilla es l’equip que més partits va jugar, ja que va guanyar la competició anomenada Uefa.

Gràfic de Caixa i Bigots



Gràfic 3.11 Gràfic de Caixa i Bigots de la variable número partits.

Com podem veure al següent gràfic, hi ha dos punts anòmals els quals pertanyen des del més llunyà al menys als clubs de futbol Sevilla i R. Madrid. Aquesta distribució vol dir que aquests dos equips han jugat més partits durant tota la temporada que la resta.

Pel que fa a la distribució no es pareix normal ja que no es simètric, es a dir, no es situa al centre de la línia.

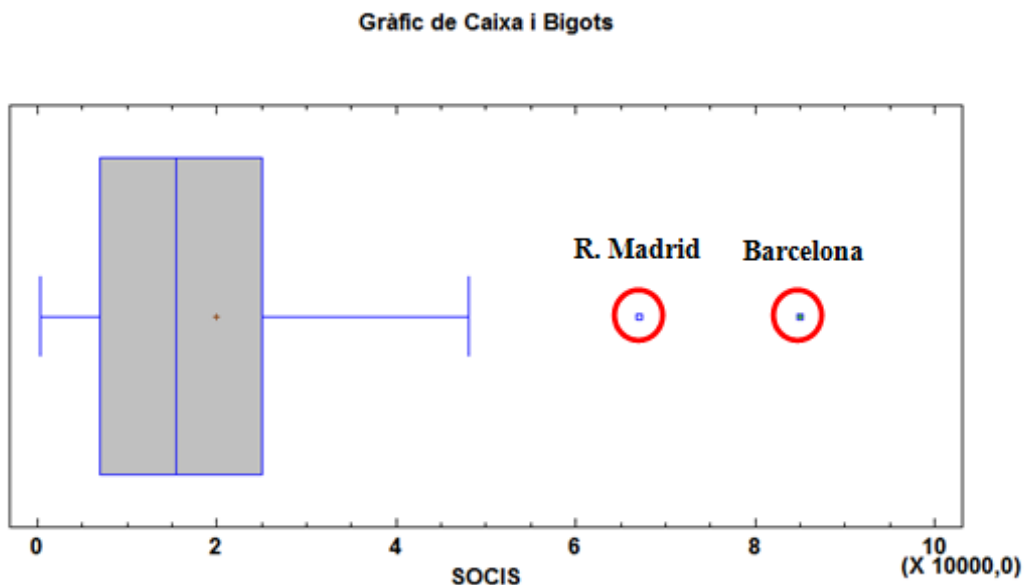
NÚMERO SOCIS: Els socis del futbol son la gent que formen part de la empresa deportiva per tal d'aconseguir noves metes y objectius en conjunt. Aquests també aporten una certa quantitat de capital per tal de fer possible els objectius acordats. Cada equip comptarà amb un número diferent de persones que siguen socis [14].

Taula 3.12 Resum estadístic de la variable número socis.

Variable	NÚMERO SOCIS
Mitjana aritmètica	19898,70
Mitja	15400,00
Desviació Estàndard	17747,00
Mínim	400,00
Màxim	85000,00
Rang	84600,00
Cuartil Inferior	7000,00
Cuartil Superior	25000,00
Coefficient d'Asimetria	1,79
Curtosis	3,92

Aquest resum estadístic mostra la relació entre la mitjana aritmètica i la desviació, i per tant la dispersió de les dades analitzades. En aquest cas, com que la desviació estàndard es més xicoteta que la mitjana aritmètica, les dades poc molt disperses.

El club de futbol que té menys socis es el Llagostera, i el Barcelona es el que compta amb el major numero de socis.



Gràfic 3.12 Gràfic de Caixa i Bigots de la variable número socis.

Com es pot veure al següent gràfic, hi ha dos punts anòmals els quals pertanyen des del més llunyà al menys als clubs de futbol Barcelona i R. Madrid. Aquesta distribució vol dir que aquests clubs tenen un major numero de socis que la resta d'equips.

Pel que fa a la distribució no es pareix normal ja que no es simètric, es a dir, no es situa al centre de la línia.

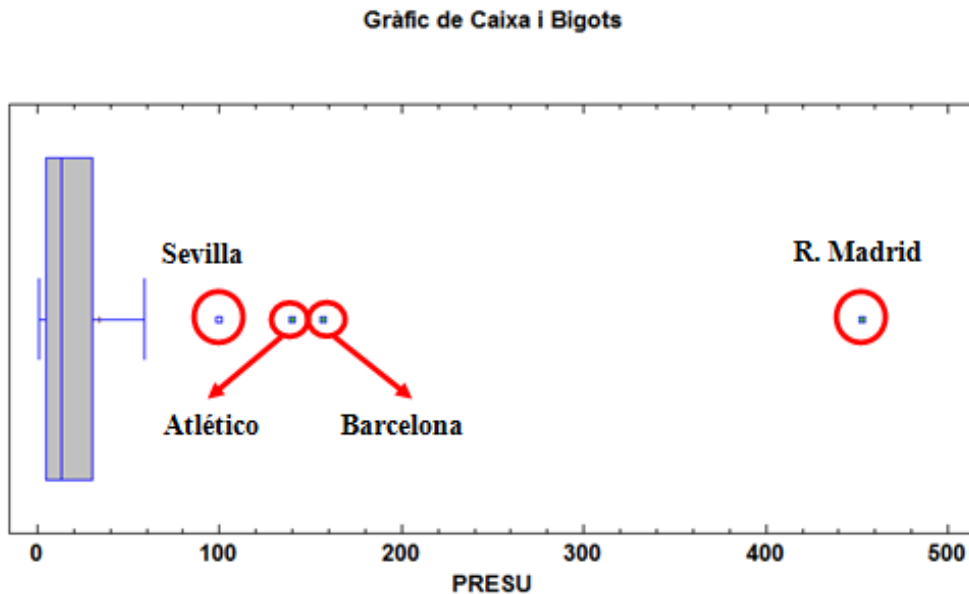
PRESSUPOST: Es la quantitat de diners que cada equip de futbol té previst tindrà per a un futur de la seua activitat. Mitjançant aquest, els clubs poden fer plans y programes d'actuació, i així saber les prioritats i evaluar els objectius. Esta quantitat de capital es mesura amb milions d'euros [15].

Taula 3.13 Resum estadístic de la variable pressupost.

Variable	PRESSUPOST
Mitjana aritmètica	34,34
Mitja	13,50
Desviació Estàndard	74,43
Mínim	1,00
Màxim	453,00
Rang	452,00
Cuartil Inferior	4,80
Cuartil Superior	30,00
Coefficient d'Asimetria	4,73
Curtosis	25,39

Aquest resum estadístic mostra la relació entre la mitjana aritmètica i la desviació, i per tant la dispersió de les dades analitzades. En aquest cas, com que la desviació estàndard és més gran que la mitjana aritmètica, les dades estan molt disperses.

El Gimnàstic és l'equip que té menys pressupost, és a dir capital per a invertir i gastar. Per altre costat, el R. Madrid és el que té major pressupost de entre tots els clubs de futbol.

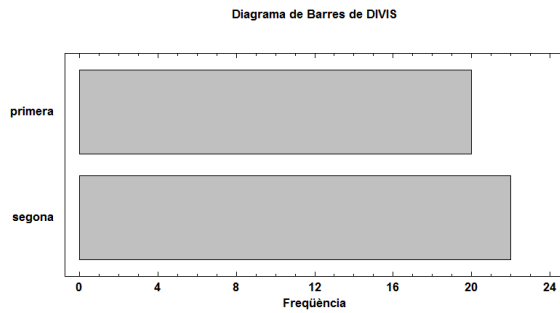


Gràfic 3.13 Gràfic de Caixa i Bigots de la variable pressupost.

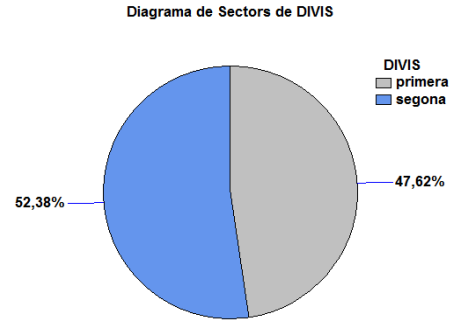
Com podem veure al següent gràfic, hi ha quatre punts anòmals els quals pertanyen des del més llunyà al menys als clubs de futbol R. Madrid, Barcelona, Atlético i Sevilla. Aquesta distribució vol dir que aquests clubs disposen de un major pressupost que els altres equips.

Pel que fa a la distribució no es pareix normal ja que no és simètric, és a dir, no es situa al centre de la línia.

DIVISIÓ: Aquest deport es divideix en diverses divisions, segons el nivell de professionalitat tant del equip en conjunt com dels jugadors individualment, així com la situació econòmica de la empresa deportiva. En aquest cas, anem a parlar de les dos divisions que estan capdavanteres en el nostre país. En primer lloc hi està la primera divisió, que la formen 20 equips i es coneguda com la Lliga Santander. Per altra banda, la segona divisió està formada per 22 equips i es diu la Lliga 1|2|3. En aquesta variable diferenciarem on es situa cada equip de futbol, tant en la primera o en la segona [16].



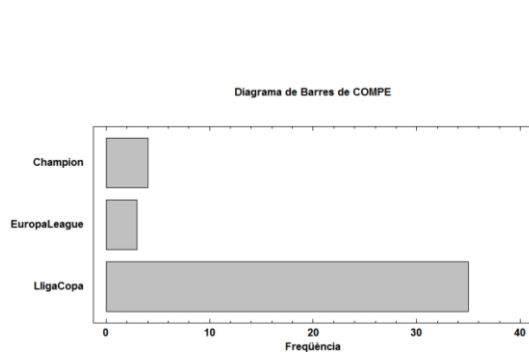
Gràfic 3.14 Diagrama de Barres de la variable divisió.



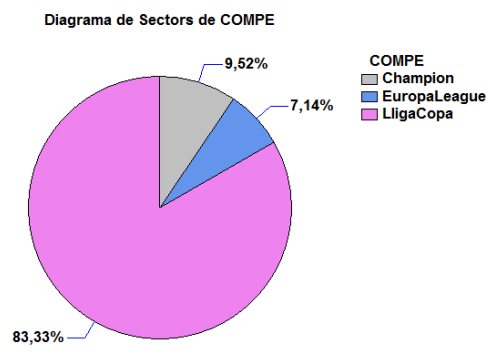
Gràfic 3.15 Diagrama de Sectors de la variable divisió.

En aquests gràfics es pot observar la distribució de tots els equips de futbol entre la primera i segona divisió. Les dos divisions contenen casi el mateix nombre d'equips, encara que la segona, la Lliga 1|2|3, té un percentatge més gran que la primera. Açò es deu a que la primera divisió està formada per un total de 20 equips, i en la segona hi ha dos més, és a dir 22 equips.

COMPETICIÓ: Tant a nivell nacional com internacional es celebren competicions esportives de futbol, on equips de futbol espanyols poden ser participants. Per a ser classificats i jugar a aquestes competicions deuen jugar altres partits classificatoris a banda dels de la lliga espanyola. En primer lloc hi ha que tindre en compte la competició que tots els clubs que anem a analitzar juguen en la Lliga, tant primera com segona, i també poden optar a jugar a la Copa del Rei. A més a més, a nivell nacional hi ha la Uefa. En termes internacionals, la competició més reconeguda és la Champion. Per tant, en aquesta variable es classifica als equips que han jugat a la Lliga i la Copa, a la Uefa y/o a la Champion [17].



Gràfic 3.16 Diagrama de Barres de la variable competició.



Gràfic 3.17 Diagrama de Sectors de la variable competició.

Aquesta variable està formada per tres nivells: Champion, Europa League i Lliga i Copa. Tots els equips de la primera i segona divisió juguen en la Lliga i Copa, no obstant, sols uns quants d'aquests podran participar en els altres dos campionats. Com s'observa als gràfics, la LligaCopa té el número més alt d'equips participants perquè tots els equips juguen a la Lliga. En segon lloc hi està la Champion, en la qual sols hi van estar classificats el Barcelona, R. Madrid, el Atlético i el Sevilla. I per últim, en la EuropaLeague, hi están el Villareal, el Athletic i el Valencia.

INGRESSOS CHAMPION: Capital que un equip de futbol ingressa per la participació en el campionat internacional anomenat Champion. Els clubs classificats per a jugar aquesta competició reben una certa quantitat de diners segons els partits jugats, guanyats i fins on arriben en la classificació del campionat. Esta variable es mesura amb milions d'euros [18].

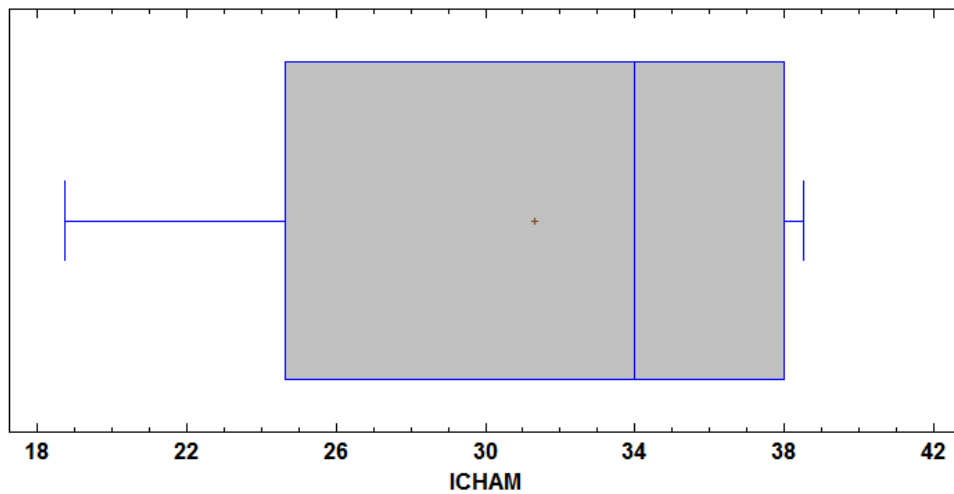
Taula 3.16 Resum estadístic de la variable ingressos champion.

Variable	INGRESSOS CHAMPION
Mitjana aritmètica	31,31
Mitja	34,00
Desviació Estàndard	9,10
Mínim	18,75
Màxim	38,50
Rang	19,75
Cuartil Inferior	24,63
Cuartil Superior	38,00
Coefficient d'Asimetria	-1,22
Curtosis	0,62

Aquest resum estadístic mostra la relació entre la mitjana aritmètica i la desviació, i per tant la dispersió de les dades analitzades. En aquest cas, com que la desviació estàndard és més menuda que la mitjana aritmètica, les dades són molt disperses.

Dintre dels equips de futbol que han jugat i participat en una de les competicions internacionals més importants, el Sevilla és l'equip que menys ingressos ha rebut, i el R. Madrid el que més. Açò es degut per la classificació final dels corresponents equips.

Gràfic de Caixa i Bigots



Gràfic 3.18 Gràfic de Caixa i Bigots de la variable ingressos Champion.

Com es pot veure al següent gràfic, no hi ha cap punt anòmal.

Pel que fa a la distribució es pareix normal ja que es simètric, es a dir, es situa al centre de la línia.

INGRESSOS UEFA: Es la quantitat de capital que ingressa cada equip de futbol que participa en el campionat nacional Uefa. El total d'aquesta també depèn dels partits jugats, els guanyats i la posició final dels clubs. En aquest cas la variable es mesura amb euros [19].

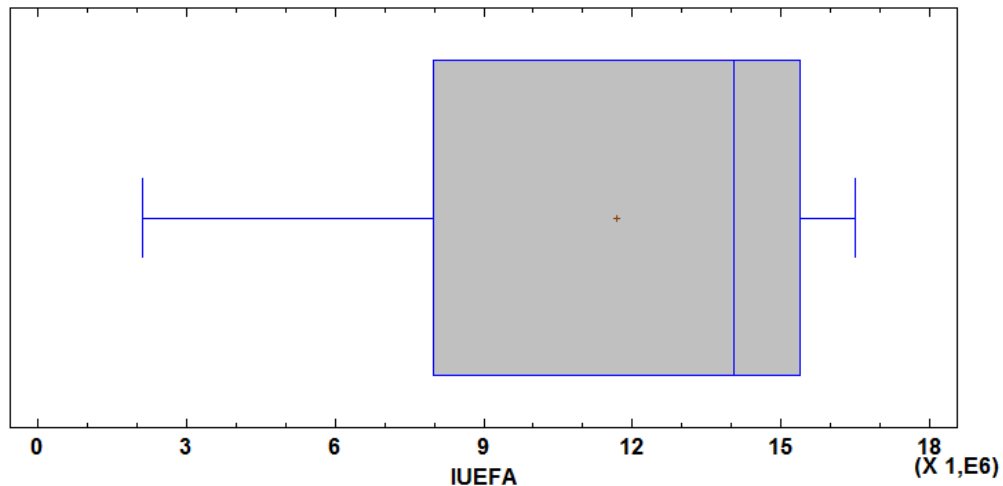
Taula 3.17 Resum estadístic de la variable ingressos UEFA.

Variable	INGRESSOS UEFA
Mitjana aritmètica	11680400,00
Mitja	14055900,00
Desviació Estàndard	6484340,00
Mínim	2111760,00
Màxim	16498000,00
Rang	14386300,00
Cuartil Inferior	7980370,00
Cuartil Superior	15380400,00
Coefficient d'Asimetria	-1,80
Curtosis	3,45

Aquest resum estadístic mostra la relació entre la mitjana aritmètica i la desviació, i per tant la dispersió de les dades analitzades. En aquest cas, com que la desviació estàndard es més xicoteta que la mitjana aritmètica, les dades poc molt disperses.

En aquest cas, es té en compte als clubs que han participat en la competició Uefa i es el Valencia l'equip que ha ingressat menys capital, i el Villareal el que més. Com la variable anterior, aquesta també es deguda per la classificació final d'aquests.

Gràfic de Caixa i Bigots



Gràfic 3.19 Gràfic de Caixa i Bigots de la variable ingressos UEFA.

Com podem veure al següent gràfic, no hi ha cap punt anòmal.

Pel que fa a la distribució es pareix normal ja que es simètric, es a dir, es situa al centre de la línia.

EDAT MITJANA: La edat mitjana es la suma de les edats de tots els jugadors que pertanyen a un mateix equip de futbol dividit entre el número total de jugadors. La variable per tant es mesura en anys [20].

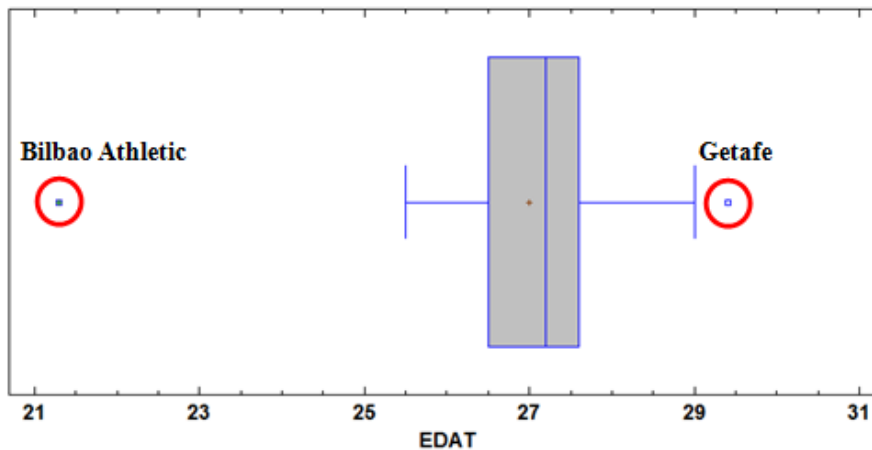
Taula 3.18 Resum estadístic de la variable edat mitjana.

Variable	EDAT MITJANA
Mitjana aritmètica	26,99
Mitja	27,20
Desviació Estàndard	1,25
Mínim	21,30
Màxim	29,40
Rang	8,10
Cuartil Inferior	26,50
Cuartil Superior	27,60
Coefficient d'Asimetria	-2,07
Curtosis	9,81

Aquest resum estadístic mostra la relació entre la mitjana aritmètica i la desviació, i per tant la dispersió de les dades analitzades. En aquest cas, com que la desviació estàndard es inferior a la mitjana aritmètica, les dades estan poc disperses.

L'equip que té una plantilla de jugadors amb una edat mitjana menor a la resta es el Bilbao Athletic. Per altra banda, el Getafe es l'equip que esta format per jugadors amb edats més elevades a la resta.

Gràfic de Caixa i Bigots



Gràfic 3.20 Gràfic de Caixa i Bigots de la variable edat mitjana.

Com podem veure al següent gràfic, hi ha dos punts anòmals. Per una banda hi esta el Bilbao Athletic que esta molt per baix a la mitja de la edat mitjana, i l'altre, el Getafe que esta per damunt.

Pel que fa a la distribució no es pareix normal ja que no es simètric, es a dir, no es situa al centre de la línia.

VALOR MERCAT: Cada jugador de futbol te un valor econòmic assignat en conseqüència de la rendibilitat que li aporta al equip. Aquest valor es el que deuria de pagar com a mínim aquell equip de futbol que vullguera fitxar al jugador. Per tant, aquesta variable es la suma de tots els valors econòmics que tenen els jugadors d'un mateix club, i es mesura en milions d'euros [21].

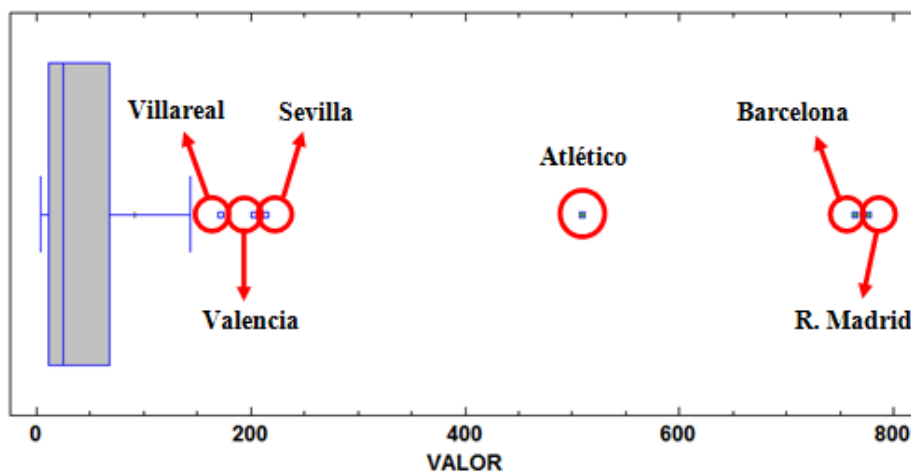
Taula 3.19 Resum estadístic de la variable valor mercat.

Variable	VALOR MERCAT
Mitjana aritmètica	91,80
Mitja	24,58
Desviació Estàndard	177,39
Mínim	4,45
Màxim	775,80
Rang	771,35
Cuartil Inferior	11,00
Cuartil Superior	68,70
Coefficient d'Asimetria	3,16
Curtosis	9,75

Aquest resum estadístic mostra la relació entre la mitjana aritmètica i la desviació, i per tant la dispersió de les dades analitzades. En aquest cas, com que la desviació estàndard es més gran que la mitjana aritmètica, les dades estan molt disperses.

La Ponferradina es el club de futbol que té el valor més xicotet de mercat, i es el R. Madrid el que te major valor entre els equips de les dos divisions.

Gràfic de Caixa i Bigots



Gràfic 3.21 Gràfic de Caixa i Bigots de la variable valor mercat.

Com podem veure al següent gràfic, hi ha sis punts anòmals els quals pertanyen des del més llunyà al menys als clubs de futbol R. Madrid, Barcelona, Atlético, Sevilla, Valencia i Villarreal. Aquesta distribució vol dir que aquests clubs tenen un major valor de mercat pel que fa als jugadors que formen les seues plantilles.

Pel que fa a la distribució no es pareix normal ja que no es simètric, es a dir, no es situa al centre de la línia.

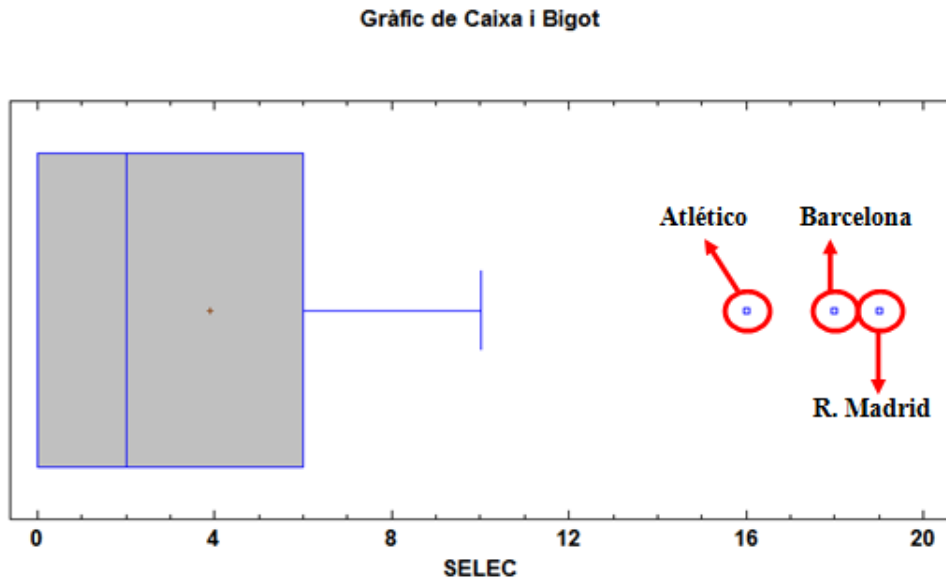
SELECCIÓ ABSOLUTA: La selecció absoluta fa referència al equip de futbol que representa a Espanya, i que es format per jugadors de nacionalitat espanyola. En aquesta variable podem veure quans jugadors té cada equip que juguen en la selecció absoluta. Es mesura per tant en persones [22].

Taula 3.20 Resum estadístic de la variable selecció absoluta.

Variable	SELECCIÓ ABSOLUTA
Mitjana aritmètica	3,90
Mitja	2,00
Desviació Estàndard	4,95
Mínim	0,00
Màxim	19,00
Rang	19,00
Cuartil Inferior	0,00
Cuartil Superior	6,00
Coefficient d'Asimetria	1,68
Curtosis	2,45

Aquest resum estadístic mostra la relació entre la mitjana aritmètica i la desviació, i per tant la dispersió de les dades analitzades. En aquest cas, com que la desviació estàndard es més gran que la mitjana aritmètica, les dades estan molt disperses.

Hi han equips que no tenen cap jugador en la seua plantilla que participen en la selecció absoluta, i aquests son: Palmas, Eibar, Zaragoza, Elche, Lugo, Mirandés, Mallorca, Ponferradina, Llagostera, Albaceta i Bilbao Athletic. No obstant, altres equips compten amb més d'un, com es el cas del R. Madrid, el qual es el club de futbol que te el major numero de jugadors que participen en la selecció absoluta.



Gràfic

3.22 Gràfic de Caixa i Bigots de la variable selecció absoluta.

Com podem veure al següent gràfic, hi ha tres punts anòmals els quals pertanyen des del més llunyà al menys als clubs de futbol R. Madrid, Barcelona i Atlético. Aquesta distribució vol dir que aquests clubs tenen més jugadors en la seua plantilla que juguen en la selecció absoluta.

Pel que fa a la distribució no es pareix normal ja que no es simètric, es a dir, no es situa al centre de la línia.

S'ELIMINEN ELS SEGUENTS EQUIPS DE FUTBOL PER SER CONSTANTS PUNTS ANÒMALS:

- BARCELONA I MADRID (12)**
- ATLÉTICO (10)**
- SEVILLA (6)**

3.2. Anàlisi Bivariant

L'anàlisi bivariant es tracta d'una tècnica que permet l'anàlisi de dos variables a l'hora per a poder detectar possibles relacions entre aquestes. Aquestes variables poden ser entre totes les variables "X" i/o amb la variable "Y", i les relacions que es duen a terme en este anàlisi es diferencien en dos parts [1].

A continuació es diferencien aquestes dues parts de les quals es compon l'anàlisi bivariant. En cadascuna s'explica el procediment a realitzar, els resultats obtinguts i les conclusions que es fan d'aquests.

3.2.1. Primera part

En aquesta primera part es relaciona la variable "Y", Deute, amb cada una de les variables "X".

Mitjançant la matriu de correlació s'obtenen uns valors els quals determinen la relació de la principal variable a estudiar, Deute, amb la resta de variables. Si el valor entre la variable "Y" i la variable "X" es superior a 0,7 la relació es molt elevada, si el valor es situa entre 0,3 i 0,7 la relació es moderada, i per últim, si es inferior a 0,3 hi ha poca relació. Per altra banda, depenent dels mateixos coeficients, si aquests son positius, la relació entre les variables es directa [1].

Taula 3.21 Matriu de correlació de totes les variables.

	DEUTE	TV	ESPCT	NABON	PABON	BUTAQ	GFITX	IFITX	SALARI	PATRO	NPART	SOCIS	PRESU	EDAT	VALOR	SELEC
DEUTE	1	0,63	0,55	0,47	0,65	0,60	0,81	0,63	0,76	0,90	0,01	0,50	0,27	-0,11	0,60	0,39
TV	0,63	1	0,72	0,53	0,65	0,53	0,62	0,64	0,87	0,72	-0,24	0,57	0,57	0,02	0,86	0,68
ESPCT	0,55	0,72	1	0,81	0,73	0,81	0,50	0,40	0,72	0,58	-0,05	0,83	0,52	-0,01	0,73	0,58
NABON	0,47	0,53	0,81	1	0,74	0,93	0,41	0,27	0,58	0,47	0,04	0,96	0,70	-0,38	0,57	0,35
PABON	0,65	0,65	0,73	0,74	1	0,78	0,61	0,63	0,69	0,64	0,06	0,75	0,61	-0,32	0,70	0,49
BUTAQ	0,60	0,53	0,81	0,93	0,78	1	0,44	0,37	0,57	0,54	0,02	0,96	0,61	-0,30	0,56	0,40
GFITX	0,81	0,62	0,50	0,41	0,61	0,44	1	0,73	0,89	0,86	0,30	0,41	0,27	-0,17	0,77	0,43
IFITX	0,63	0,64	0,40	0,27	0,63	0,37	0,73	1	0,69	0,64	0,14	0,34	0,27	-0,12	0,70	0,69
SALARI	0,76	0,87	0,72	0,58	0,69	0,57	0,89	0,69	1	0,87	0,12	0,58	0,47	-0,08	0,92	0,57
PATRO	0,90	0,72	0,58	0,47	0,64	0,54	0,86	0,64	0,87	1	0,11	0,50	0,35	-0,06	0,76	0,43
NPART	0,01	-0,24	-0,05	0,04	0,06	0,02	0,30	0,14	0,12	0,11	1	0,01	-0,05	-0,10	0,15	-0,17
SOCIS	0,50	0,57	0,83	0,96	0,75	0,96	0,41	0,34	0,58	0,50	0,01	1	0,66	-0,33	0,61	0,43
PRESU	0,27	0,57	0,52	0,70	0,61	0,61	0,27	0,27	0,47	0,35	-0,05	0,66	1	-0,44	0,55	0,31
EDAT	-0,11	0,02	-0,01	-0,38	-0,32	-0,30	-0,17	-0,12	-0,08	-0,06	-0,10	-0,33	-0,44	1	-0,10	-0,07
VALOR	0,60	0,86	0,73	0,57	0,70	0,56	0,77	0,70	0,92	0,76	0,15	0,61	0,55	-0,10	1	0,73
SELEC	0,39	0,68	0,58	0,35	0,49	0,40	0,43	0,69	0,57	0,43	-0,17	0,43	0,31	-0,07	0,73	1

A continuació s'analitzen els resultats obtinguts de la taula anterior, on es comenta cada variable "X" relacionada amb la variable Deute.

DEUTE VS INGRESSOS TELEVISIÓ:

Coeficient de Correlació = 0,63

La variable deute i la variable ingressos televisió estan moderadament relacionades, ja que el seu coeficient de correlació es major a 0,7. Aquesta relació es directa, ja que el coeficient es positiu i la pendent de la recta del gràfic es positiva.

DEUTE VS ESPECTADORS:

Coeficient de Correlació = 0,55

La relació entre la variable deute i la variable espectadors esta moderadament relacionada, ja que el seu coeficient de correlació es situa entre el 0,3 i 0,7. A més a més, esta relació es positiva degut a que la pendent de la recta del gràfic del model ajustat es positiva, com el coeficient.

DEUTE VS NÚMERO ABONAMENTS:

Coeficient de Correlació = 0,47

Existeix una relació moderada entre les variables deute i número abonaments pel fet que el coeficient de correlació es major a 0,3 i menor a 0,7. La relació es directa ja que tant el coeficient com la pendent del gràfic del model ajustat es positiu.

DEUTE VS PREU ABONAMENTS:

Coeficient de Correlació = 0,65

Entre la variable deute i la variable preu abonaments existeix una relació moderada i directa. Açò es degut a que el coeficient de correlació es situa entre 0,3 i 0,7 i a més, la pendent del gràfic observat es positiva.

DEUTE VS NÚMERO BUTAQUES ESTADI:

Coeficient de Correlació = 0,60

La relació entre la variable deute i el número butaques estadi es moderada ja que no supera el 0,7. A més, esta relació es directa perquè la pendent de la recta del gràfic es positiva, així com el coeficient.

DEUTE VS GASTO FITXATGES:

Coeficient de Correlació = 0,81

La variable deute i la variable gasto fitxatges estan molt relacionades, ja que el seu coeficient de correlació es superior a 0,7. Aquesta relació a més es directa, posat que el coeficient es positiu i la pendent de la recta del gràfic també.

DEUTE VS INGRESSOS VENDA FITXATGES:

Coeficient de Correlació = 0,63

Hi ha una relació moderada entre les variables deute i ingressos venda fitxatges perquè el coeficient de relació es situa entre 0,3 i 0,7. Esta relació es directa ja que tant com el coeficient com la pendent de la recta del gràfic es positiu.

DEUTE VS SALARI PLANTILLA:

Coeficient de Correlació = 0,76

Les variables deute i salari plantilla estan molt relacionades ja que el seu coeficient de correlació es major a 0,7. Esta relació es directa, ja que el coeficient i la pendent de la recta del gràfic son positius.

DEUTE VS PATROCINI:

Coeficient de Correlació = 0,90

La variable patrocini es la que major relació te amb el deute de entre totes les altres variables estudiades. Açò es degut pel seu alt coeficient de correlació, el qual esta molt pròxim al 1. A més te una relació directa, perquè tant el coeficient com la pendent de la recta del gràfic es positiu.

DEUTE VS NÚMERO PARTITS:

Coeficient de Correlació = 0,01

La variable número partits es una de les variables que menys relació te amb la variable deute. Açò es deu a que el seu coeficient de correlació es molt pròxim a 0. Aquesta relació es indiferent, ja que la pendent de la recta del gràfic es quasi horitzontal.

DEUTE VS NÚMERO SOCIS:

Coefficient de Correlació = 0,50

Existeix una relació moderada entre les variables deute i número socis, ja que el seu coeficient de correlació es situa entre 0,3 i 0,7. A més, la relació es directa, perquè tant el coeficient com la pendent de la recta del gràfic del model ajustat són positius.

DEUTE VS PRESSUPOST:

Coefficient de Correlació = 0,27

La variable deute està poc relacionada amb la variable pressupost, perquè el coeficient de correlació de ambdues és menor a 0,3. Esta relació es directa degut al resultat positiu del coeficient i de la pendent de la recta del gràfic.

DEUTE VS DIVISIÓ:

DEUTE VS COMPETICIÓ:

DEUTE VS EDAT MITJANA:

Coefficient de Correlació = -0,11

La variable edat mitjana està molt poc relacionada amb el deute, sent la segona amb un coeficient de correlació més baix. A més, la relació es indirecta posat que el coeficient és negatiu i conseqüentment la pendent de la recta del gràfic del model ajustat també.

DEUTE VS VALOR MERCAT:

Coefficient de Correlació = 0,60

La relació entre les variables deute i valor absolut es moderada, ja que el coeficient de correlació està situat entre 0,3 i 0,7. Aquesta relació es directa perquè la pendent de la recta del gràfic es positiva.

DEUTE VS SELECCIÓ ABSOLUTA:

Coefficient de Correlació = 0,39

Hi ha una relació moderada entre les variables deute i selecció absoluta perquè el coeficient de correlació és major a 0,3 però no superior al 0,7. Per tant, la relació serà directa.

3.2.2. Segona part

En aquesta segona part s'utilitza l'anàlisi anomenat Multicolinealitat. Aquest es caracteritza per estudiar la relació entre totes les variables explicatives ("X"). Si hi ha relació entre variables explicatives si que existeix problema de multicolinealitat [1].

Aquest anàlisi es caracteritza per tindre tres proves de càlcul i anàlisi. En primer lloc, en l'anàlisi de multicolinealitat es calcula la primera matriu de correlació. En aquesta es té en conter els valors obtinguts per davall de la diagonal principal, i si son superiors a 0,7 existeix problema de multicolinealitat. Seguidament, s'extrau la matriu inversa de correlació, on en aquesta s'observen els valors de la principal diagonal, i si existeixen valors superiors a 10 existeix problema de multicolinealitat. Per últim, es calcula l'índex d'acondicionament, i si també es superior a 10 existeix problema de multicolinealitat.

A partir d'aquest principal anàlisi de multicolinealitat, si existeix problema en alguna de les tres proves anomenades anteriorment, existeix problema, i per tant es procedeix a solucionar-lo. El primer pas es eliminar la variable que tinga major coeficient en la matriu inversa de correlació. Una vegada eliminada, es torna a fer el mateix procediment des del principi, es a dir, realitzar els tres proves (matriu de correlació, matriu inversa de correlació i índex d'acondicionament). Quan en la matriu inversa de correlació no existeixca ningun valor superior a 10, perquè s'han eliminat les variables amb coeficient major a 10 seguidament, s'elimina la variable amb major coeficient en els valors per baix la diagonal de la matriu de correlació. En aquest cas, també serán eliminades les variables fins que no existeixca ningun valor superior a 0,7.

Quan en ningun dels tres anàlisis hi haga problema de multicolinealitat, les variables que formen la última matriu de correlació i la matriu inversa de correlació, com la taula de l'índex d'acondicionament, serán les variables finals a tindre en conter per al següent anàlisi.

• ANÀLISI DE MULTICOLINEALITAT

1. Matriu de correlació.

Taula 3.22 Matriu de correlació.

	TV	ESPCT	NABON	PABON	BUTAQ	GFITX	IFITX	SALARI	PATRO	NPART	SOCIS	PRESU	EDAT	VALOR	SELEC
TV	1	0,72	0,53	0,65	0,53	0,62	0,64	0,87	0,72	-0,24	0,57	0,57	0,02	0,86	0,68
ESPCT	0,72	1	0,81	0,73	0,81	0,50	0,40	0,72	0,58	-0,05	0,83	0,52	-0,01	0,73	0,58
NABON	0,53	0,81	1	0,74	0,93	0,41	0,27	0,58	0,47	0,04	0,96	0,70	-0,38	0,57	0,35
PABON	0,65	0,73	0,74	1	0,78	0,61	0,63	0,69	0,64	0,06	0,75	0,61	-0,32	0,70	0,49
BUTAQ	0,53	0,81	0,93	0,78	1	0,44	0,37	0,57	0,54	0,02	0,96	0,61	-0,30	0,56	0,40
GFITX	0,62	0,50	0,41	0,61	0,44	1	0,73	0,89	0,86	0,30	0,41	0,27	-0,17	0,77	0,43
IFITX	0,64	0,40	0,27	0,63	0,37	0,73	1	0,69	0,64	0,14	0,34	0,27	-0,12	0,70	0,69
SALARI	0,87	0,72	0,58	0,69	0,57	0,89	0,69	1	0,87	0,12	0,58	0,47	-0,08	0,92	0,57
PATRO	0,72	0,58	0,47	0,64	0,54	0,86	0,64	0,87	1	0,11	0,50	0,35	-0,06	0,76	0,43
NPART	-0,24	-0,05	0,04	0,06	0,02	0,30	0,14	0,12	0,11	1	0,01	-0,05	-0,10	0,15	-0,17
SOCIS	0,57	0,83	0,96	0,75	0,96	0,41	0,34	0,58	0,50	0,01	1	0,66	-0,33	0,61	0,43
PRESU	0,57	0,52	0,70	0,61	0,61	0,27	0,27	0,47	0,35	-0,05	0,66	1	-0,44	0,55	0,31
EDAT	0,02	-0,01	-0,38	-0,32	-0,30	-0,17	-0,12	-0,08	-0,06	-0,10	-0,33	-0,44	1	-0,10	-0,07
VALOR	0,86	0,73	0,57	0,70	0,56	0,77	0,70	0,92	0,76	0,15	0,61	0,55	-0,10	1	0,73
SELEC	0,68	0,58	0,35	0,49	0,40	0,43	0,69	0,57	0,43	-0,17	0,43	0,31	-0,07	0,73	1

En aquesta matriu es té en compte els valors que están o bé per baix de la diagonal central o bé els que están per dalt, ja que aquests son iguals. Hi existeix problema de multicolinealitat quan el valor es superior a 0,7, en valor absolut.

Aquesta prova mostra problema de multicolinealitat, doncs hi ha més d'un valor superior a 0,7. Tots aquests valors en roig mostren una relació molt elevada entre ells.

2. Matriu inversa de correlació

Taula 3.23 Matriu inversa de correlació.

TV	26,79	-0,51	10,97	-0,94	0,91	11,64	-3,07	-27,80	-0,96	6,09	-7,74	-5,69	-1,79	-2,42	-0,41
ESPCT	-0,51	9,57	-2,08	-2,50	-2,03	-0,22	3,22	-3,39	1,12	-0,19	-1,45	0,74	-2,31	0,08	-2,94
NABON	10,97	-2,08	34,25	-2,54	-0,22	3,12	3,61	-23,07	3,00	0,58	-26,04	-6,74	0,54	9,28	-2,07
PABON	-0,94	-2,50	-2,54	5,50	-2,27	-0,37	-3,04	3,86	-0,45	0,48	3,33	0,09	1,02	-2,93	2,24
BUTAQ	0,91	-2,03	-0,22	-2,27	21,57	-1,35	-0,64	1,40	-4,25	-0,70	-18,58	-1,11	-0,86	7,10	-1,93
GFITX	11,64	-0,22	3,12	-0,37	-1,35	17,53	-4,04	-20,44	-3,21	1,36	0,78	0,11	1,42	-1,92	1,58
IFITX	-3,07	3,22	3,61	-3,04	-0,64	-4,04	7,06	-0,78	0,94	-1,75	-2,91	-0,47	-0,75	4,40	-4,53
SALARI	-27,80	-3,39	-23,07	3,86	1,40	-20,44	-0,78	56,02	-2,94	-3,03	15,32	6,97	1,07	-12,89	5,04
PATRO	-0,96	1,12	3,00	-0,45	-4,25	-3,21	0,94	-2,94	6,58	0,30	0,39	-0,20	-0,45	-0,03	0,43
NPART	6,09	-0,19	0,58	0,48	-0,70	1,36	-1,75	-3,03	0,30	3,44	0,18	-0,53	-0,31	-4,39	1,88
SOCIS	-7,74	-1,45	-26,04	3,33	-18,58	0,78	-2,91	15,32	0,39	0,18	42,17	5,12	1,76	-13,28	3,87
PRESU	-5,69	0,74	-6,74	0,09	-1,11	0,11	-0,47	6,97	-0,20	-0,53	5,12	5,07	1,31	-4,26	1,87
EDAT	-1,79	-2,31	0,54	1,02	-0,86	1,42	-0,75	1,07	-0,45	-0,31	1,76	1,31	2,61	-0,99	1,39
VALOR	-2,42	0,08	9,28	-2,93	7,10	-1,92	4,40	-12,89	-0,03	-4,39	-13,28	-4,26	-0,99	23,14	-8,44
SELEC	-0,41	-2,94	-2,07	2,24	-1,93	1,58	-4,53	5,04	0,43	1,88	3,87	1,87	1,39	-8,44	7,07

La matriu inversa de correlació es caracteritza per fixar-se sols en els valor de la diagonal. En el cas que el valor supere a 10, existirà problema de multicolinealitat. Si hi ha més d'un valor superior a 10, i la diferencia entre els dos valors més elevats es major

a 1, s'eliminarà el valor més elevat. En el cas que fora inferior a 1 la diferencia es proposarien 2 models cadascun amb una variable d'estes dos, per comparar el R^2 i elegir aquell superior.

En aquest cas hi ha més d'un valor superior a 10 i per tant existeix problema de multicolinealitat. Com que la diferencia entre els dos valors més elevats es superior a 1, s'elimina la variable Salari, ja que te major valor.

3. Índex d'Acondicionament

Taula 3.24 Índex d'Acondicionament

Número	Eigenvalor
1	8,51
2	2,07
3	1,40
4	0,96
5	0,63
6	0,52
7	0,34
8	0,19
9	0,14
10	0,09
11	0,07
12	0,04
13	0,03
14	0,02
15	0,01

$$\text{Í.C.} = \sqrt{\frac{\text{Autovalor Màxim}}{\text{Autovalor Mínim}}} = \sqrt{\frac{8,51}{0,01}} = 30,64$$

La tercera prova d'anàlisi de multicolinealitat consisteix en fer l'arrel quadrada de la divisió entre el Autovalor major i el Autovalor menor. Si el resultat d'aquest càlcul es superior a 10 existeix problema de multicolinealitat.

Com que el resultat es 30,64, en aquesta prova també existeix multicolinealitat.

• PRIMERA SOLUCIÓ AL PROBLEMA DE MULTICOLIENALITAT

1. Matriu de correlació.

Taula 3.25 Matriu de correlació.

	TV	ESPCT	NABON	PABON	BUTAQ	GFITX	IFITX	PATRO	NPART	SOCIS	PRESU	EDAT	VALOR	SELEC
TV	1	0,72	0,53	0,65	0,53	0,62	0,64	0,72	-0,24	0,57	0,57	0,02	0,86	0,68
ESPCT	0,72	1	0,81	0,73	0,81	0,50	0,40	0,58	-0,05	0,83	0,52	-0,01	0,73	0,58
NABON	0,53	0,81	1	0,74	0,93	0,41	0,27	0,47	0,04	0,96	0,70	-0,38	0,57	0,35
PABON	0,65	0,73	0,74	1	0,78	0,61	0,63	0,64	0,06	0,75	0,61	-0,32	0,70	0,49
BUTAQ	0,53	0,81	0,93	0,78	1	0,44	0,37	0,54	0,02	0,96	0,61	-0,30	0,56	0,40
GFITX	0,62	0,50	0,41	0,61	0,44	1	0,73	0,86	0,30	0,41	0,27	-0,17	0,77	0,43
IFITX	0,64	0,40	0,27	0,63	0,37	0,73	1	0,64	0,14	0,34	0,27	-0,12	0,70	0,69
PATRO	0,72	0,58	0,47	0,64	0,54	0,86	0,64	1	0,11	0,50	0,35	-0,06	0,76	0,43
NPART	-0,24	-0,05	0,04	0,06	0,02	0,30	0,14	0,11	1	0,01	-0,05	-0,10	0,15	-0,17
SOCIS	0,57	0,83	0,96	0,75	0,96	0,41	0,34	0,50	0,01	1	0,66	-0,33	0,61	0,43
PRESU	0,57	0,52	0,70	0,61	0,61	0,27	0,27	0,35	-0,05	0,66	1	-0,44	0,55	0,31
EDAT	0,02	-0,01	-0,38	-0,32	-0,30	-0,17	-0,12	-0,06	-0,10	-0,33	-0,44	1	-0,10	-0,07
VALOR	0,86	0,73	0,57	0,70	0,56	0,77	0,70	0,76	0,15	0,61	0,55	-0,10	1	0,73
SELEC	0,68	0,58	0,35	0,49	0,40	0,43	0,69	0,43	-0,17	0,43	0,31	-0,07	0,73	1

Aquesta prova mostra problema de multicolinealitat, doncs hi ha més d'un valor superior a 0,7. Tots aquests valors en roig mostren una relació molt elevada entre ells.

2. Matriu inversa de correlació

Taula 3.26 Matriu inversa de correlació.

TV	12,99	-2,19	-0,48	0,97	1,61	1,50	-3,46	-2,42	4,58	-0,13	-2,23	-1,26	-8,82	2,09
ESPCT	-2,19	9,36	-3,47	-2,26	-1,95	-1,46	3,17	0,94	-0,37	-0,53	1,17	-2,25	-0,70	-2,63
NABON	-0,48	-3,47	24,75	-0,95	0,36	-5,29	3,29	1,79	-0,67	-19,73	-3,87	0,98	3,97	0,01
PABON	0,97	-2,26	-0,95	5,24	-2,36	1,04	-2,99	-0,24	0,69	2,27	-0,39	0,94	-2,04	1,89
BUTAQ	1,61	-1,95	0,36	-2,36	21,53	-0,84	-0,62	-4,17	-0,62	-18,96	-1,28	-0,89	7,42	-2,06
GFITX	1,50	-1,46	-5,29	1,04	-0,84	10,08	-4,32	-4,28	0,25	6,37	2,65	1,80	-6,62	3,42
IFITX	-3,46	3,17	3,29	-2,99	-0,62	-4,32	7,04	0,90	-1,79	-2,70	-0,38	-0,74	4,22	-4,46
PATRO	-2,42	0,94	1,79	-0,24	-4,17	-4,28	0,90	6,43	0,15	1,19	0,17	-0,40	-0,71	0,69
NPART	4,58	-0,37	-0,67	0,69	-0,62	0,25	-1,79	0,15	3,28	1,01	-0,15	-0,25	-5,08	2,15
SOCIS	-0,13	-0,53	-19,73	2,27	-18,96	6,37	-2,70	1,19	1,01	37,98	3,21	1,47	-9,76	2,49
PRESU	-2,23	1,17	-3,87	-0,39	-1,28	2,65	-0,38	0,17	-0,15	3,21	4,20	1,18	-2,66	1,24
EDAT	-1,26	-2,25	0,98	0,94	-0,89	1,80	-0,74	-0,40	-0,25	1,47	1,18	2,59	-0,74	1,30
VALOR	-8,82	-0,70	3,97	-2,04	7,42	-6,62	4,22	-0,71	-5,08	-9,76	-2,66	-0,74	20,17	-7,28
SELEC	2,09	-2,63	0,01	1,89	-2,06	3,42	-4,46	0,69	2,15	2,49	1,24	1,30	-7,28	6,61

En aquest cas hi ha més d'un valor superior a 10 i per tant existeix problema de multicolinealitat. Com que la diferencia entre els dos valors més elevats es superior a 1, s'elimina la variable Socis, ja que te major valor.

3. Índex d'acondicionament

Taula 3.27 Índex d'Acondicionament

Número	Eigenvalor
1	7,71
2	1,95
3	1,39
4	0,95
5	0,60
6	0,52
7	0,32
8	0,19
9	0,12
10	0,09
11	0,07
12	0,04
13	0,03
14	0,01

$$\text{Í.C.} = \sqrt{\frac{\text{Autovalor Màxim}}{\text{Autovalor Mínim}}} = \sqrt{\frac{7,71}{0,01}} = 22,70$$

Com que el resultat es 22,70, en aquesta prova també existeix multicolinealitat.

- **SEGONA SOLUCIÓ AL PROBLEMA DE MULTICOLIENALITAT**

1. Matriu de correlació.

Taula 3.28 Matriu de correlació.

	TV	ESPCT	NABON	PABON	BUTAQ	GFITX	IFITX	PATRO	NPART	PRESU	EDAT	VALOR	SELEC
TV	1	0,72	0,53	0,65	0,53	0,62	0,64	0,72	-0,24	0,57	0,02	0,86	0,68
ESPCT	0,72	1	0,81	0,73	0,81	0,50	0,40	0,58	-0,05	0,52	-0,01	0,73	0,58
NABON	0,53	0,81	1	0,74	0,93	0,41	0,27	0,47	0,04	0,70	-0,38	0,57	0,35
PABON	0,65	0,73	0,74	1	0,78	0,61	0,63	0,64	0,06	0,61	-0,32	0,70	0,49
BUTAQ	0,53	0,81	0,93	0,78	1	0,44	0,37	0,54	0,02	0,61	-0,30	0,56	0,40
GFITX	0,62	0,50	0,41	0,61	0,44	1	0,73	0,86	0,30	0,27	-0,17	0,77	0,43
IFITX	0,64	0,40	0,27	0,63	0,37	0,73	1	0,64	0,14	0,27	-0,12	0,70	0,69
PATRO	0,72	0,58	0,47	0,64	0,54	0,86	0,64	1	0,11	0,35	-0,06	0,76	0,43
NPART	-0,24	-0,05	0,04	0,06	0,02	0,30	0,14	0,11	1	-0,05	-0,10	0,15	-0,17
PRESU	0,57	0,52	0,70	0,61	0,61	0,27	0,27	0,35	-0,05	1	-0,44	0,55	0,31
EDAT	0,02	-0,01	-0,38	-0,32	-0,30	-0,17	-0,12	-0,06	-0,10	-0,44	1	-0,10	-0,07
VALOR	0,86	0,73	0,57	0,70	0,56	0,77	0,70	0,76	0,15	0,55	-0,10	1	0,73
SELEC	0,68	0,58	0,35	0,49	0,40	0,43	0,69	0,43	-0,17	0,31	-0,07	0,73	1

Aquesta prova mostra problema de multicolinealitat, doncs hi ha més d'un valor superior a 0,7. Tots aquests valors en roig mostren una relació molt elevada entre ells.

2. Matriu inversa de correlació

Taula 3.29 Matriu inversa de correlació.

TV	12,99	-2,19	-0,55	0,98	1,54	1,52	-3,47	-2,41	4,58	-2,22	-1,26	-8,86	2,10
ESPCT	-2,19	9,36	-3,75	-2,23	-2,21	-1,37	3,13	0,96	-0,36	1,21	-2,23	-0,84	-2,60
NABON	-0,55	-3,75	14,50	0,23	-9,49	-1,98	1,89	2,41	-0,14	-2,20	1,74	-1,10	1,30
PABON	0,98	-2,23	0,23	5,10	-1,23	0,66	-2,83	-0,32	0,63	-0,58	0,86	-1,46	1,74
BUTAQ	1,54	-2,21	-9,49	-1,23	12,07	2,34	-1,97	-3,58	-0,12	0,32	-0,15	2,55	-0,82
GFITX	1,52	-1,37	-1,98	0,66	2,34	9,01	-3,87	-4,48	0,08	2,11	1,56	-4,98	3,00
IFITX	-3,47	3,13	1,89	-2,83	-1,97	-3,87	6,85	0,99	-1,72	-0,15	-0,64	3,52	-4,28
PATRO	-2,41	0,96	2,41	-0,32	-3,58	-4,48	0,99	6,39	0,11	0,07	-0,44	-0,41	0,61
NPART	4,58	-0,36	-0,14	0,63	-0,12	0,08	-1,72	0,11	3,25	-0,24	-0,29	-4,82	2,09
PRESU	-2,22	1,21	-2,20	-0,58	0,32	2,11	-0,15	0,07	-0,24	3,93	1,05	-1,83	1,03
EDAT	-1,26	-2,23	1,74	0,86	-0,15	1,56	-0,64	-0,44	-0,29	1,05	2,53	-0,36	1,20
VALOR	-8,86	-0,84	-1,10	-1,46	2,55	-4,98	3,52	-0,41	-4,82	-1,83	-0,36	17,67	-6,64
SELEC	2,10	-2,60	1,30	1,74	-0,82	3,00	-4,28	0,61	2,09	1,03	1,20	-6,64	6,45

En aquest cas hi ha més d'un valor superior a 10 i per tant existeix problema de multicolinealitat. Com que la diferencia entre els dos valors més elevats es superior a 1, s'elimina la variable Valor, ja que te major valor.

3. Índex d'acondicionament

Taula 3.30 Índex d'Acondicionament

Número	Eigenvalor
1	7,02
2	1,75
3	1,39
4	0,92
5	0,59
6	0,51
7	0,32
8	0,18
9	0,12
10	0,08
11	0,06
12	0,04
13	0,03

$$\text{Í.C.} = \sqrt{\frac{\text{Autovalor Màxim}}{\text{Autovalor Mínim}}} = \sqrt{\frac{7,02}{0,03}} = 15,21$$

Com que el resultat es 15,21, en aquesta prova si existeix multicolinealitat.

• **TERCERA SOLUCIÓ AL PROBLEMA DE MULTICOLIENALITAT**

1. Matriu de correlació.

Taula 3.31 Matriu de correlació.

	TV	ESPCT	NABON	PABON	BUTAQ	GFITX	IFITX	PATRO	NPART	PRESU	EDAT	SELEC
TV	1	0,72	0,53	0,65	0,53	0,62	0,64	0,72	-0,24	0,57	0,02	0,68
ESPCT	0,72	1	0,81	0,73	0,81	0,50	0,40	0,58	-0,05	0,52	-0,01	0,58
NABON	0,53	0,81	1	0,74	0,93	0,41	0,27	0,47	0,04	0,70	-0,38	0,35
PABON	0,65	0,73	0,74	1	0,78	0,61	0,63	0,64	0,06	0,61	-0,32	0,49
BUTAQ	0,53	0,81	0,93	0,78	1	0,44	0,37	0,54	0,02	0,61	-0,30	0,40
GFITX	0,62	0,50	0,41	0,61	0,44	1	0,73	0,86	0,30	0,27	-0,17	0,43
IFITX	0,64	0,40	0,27	0,63	0,37	0,73	1	0,64	0,14	0,27	-0,12	0,69
PATRO	0,72	0,58	0,47	0,64	0,54	0,86	0,64	1	0,11	0,35	-0,06	0,43
NPART	-0,24	-0,05	0,04	0,06	0,02	0,30	0,14	0,11	1	-0,05	-0,10	-0,17
PRESU	0,57	0,52	0,70	0,61	0,61	0,27	0,27	0,35	-0,05	1	-0,44	0,31
EDAT	0,02	-0,01	-0,38	-0,32	-0,30	-0,17	-0,12	-0,06	-0,10	-0,44	1	-0,07
SELEC	0,68	0,58	0,35	0,49	0,40	0,43	0,69	0,43	-0,17	0,31	-0,07	1

Aquesta prova mostra problema de multicolinealitat, doncs hi ha més d'un valor superior a 0,7.

2. Matriu inversa de correlació

Taula 3.32 Matriu inversa de correlació.

TV	8,55	-2,61	-1,10	0,25	2,82	-0,98	-1,70	-2,62	2,17	-3,13	-1,44	-1,23
ESPCT	-2,61	9,32	-3,80	-2,30	-2,09	-1,60	3,30	0,94	-0,59	1,12	-2,25	-2,91
NABON	-1,10	-3,80	14,43	0,14	-9,33	-2,29	2,11	2,38	-0,44	-2,31	1,72	0,89
PABON	0,25	-2,30	0,14	4,98	-1,02	0,24	-2,54	-0,35	0,23	-0,73	0,83	1,19
BUTAQ	2,82	-2,09	-9,33	-1,02	11,70	3,06	-2,48	-3,52	0,58	0,59	-0,10	0,14
GFITX	-0,98	-1,60	-2,29	0,24	3,06	7,61	-2,87	-4,60	-1,28	1,59	1,46	1,13
IFITX	-1,70	3,30	2,11	-2,54	-2,48	-2,87	6,15	1,07	-0,76	0,22	-0,56	-2,96
PATRO	-2,62	0,94	2,38	-0,35	-3,52	-4,60	1,07	6,38	0,00	0,03	-0,45	0,46
NPART	2,17	-0,59	-0,44	0,23	0,58	-1,28	-0,76	0,00	1,93	-0,74	-0,39	0,27
PRESU	-3,13	1,12	-2,31	-0,73	0,59	1,59	0,22	0,03	-0,74	3,74	1,02	0,34
EDAT	-1,44	-2,25	1,72	0,83	-0,10	1,46	-0,56	-0,45	-0,39	1,02	2,52	1,06
SELEC	-1,23	-2,91	0,89	1,19	0,14	1,13	-2,96	0,46	0,27	0,34	1,06	3,95

En aquest cas hi ha més d'un valor superior a 10 i per tant existeix problema de multicolinealitat. Com que la diferencia entre els dos valors més elevats es superior a 1, s'elimina la variable Número de abonaments, ja que te major valor.

3. Índex d'acondicionament

Taula 3.33 Índex d'Acondicionament

Número	Eigenvalor
1	6,23
2	1,68
3	1,39
4	0,92
5	0,58
6	0,45
7	0,29
8	0,16
9	0,12
10	0,08
11	0,06
12	0,04

$$\acute{I}.C. = \sqrt{\frac{\text{Autovalor M\`axim}}{\text{Autovalor M\`inim}}} = \sqrt{\frac{6,23}{0,04}} = 12,84$$

Com que el resultat es 12,84, en aquesta prova també existeix multicolinealitat.

• CUARTA SOLUCIÓ AL PROBLEMA DE MULTICOLIENALITAT

1. Matriu de correlació.

Taula 3.34 Matriu de correlació.

	TV	ESPCT	PABON	BUTAQ	GFITX	IFITX	PATRO	NPART	PRESU	EDAT	SELEC
TV	1	0,72	0,65	0,53	0,62	0,64	0,72	-0,24	0,57	0,02	0,68
ESPCT	0,72	1	0,73	0,81	0,50	0,40	0,58	-0,05	0,52	-0,01	0,58
PABON	0,65	0,73	1	0,78	0,61	0,63	0,64	0,06	0,61	-0,32	0,49
BUTAQ	0,53	0,81	0,78	1	0,44	0,37	0,54	0,02	0,61	-0,30	0,40
GFITX	0,62	0,50	0,61	0,44	1	0,73	0,86	0,30	0,27	-0,17	0,43
IFITX	0,64	0,40	0,63	0,37	0,73	1	0,64	0,14	0,27	-0,12	0,69
PATRO	0,72	0,58	0,64	0,54	0,86	0,64	1	0,11	0,35	-0,06	0,43
NPART	-0,24	-0,05	0,06	0,02	0,30	0,14	0,11	1	-0,05	-0,10	-0,17
PRESU	0,57	0,52	0,61	0,61	0,27	0,27	0,35	-0,05	1	-0,44	0,31
EDAT	0,02	-0,01	-0,32	-0,30	-0,17	-0,12	-0,06	-0,10	-0,44	1	-0,07
SELEC	0,68	0,58	0,49	0,40	0,43	0,69	0,43	-0,17	0,31	-0,07	1

Aquesta prova mostra problema de multicolinealitat, doncs hi ha més d'un valor superior a 0,7. La variable que es decideix eliminar es la de gasto en fitxatges posat que es la que té el valor més elevat entre la resta de la matriu.

2. Matriu inversa de correlació

Taula 3.35 Matriu inversa de correlació

TV	8,47	-2,90	0,26	2,11	-1,15	-1,54	-2,43	2,13	-3,31	-1,31	-1,16
ESPCT	-2,90	8,32	-2,27	-4,55	-2,21	3,86	1,56	-0,70	0,51	-1,79	-2,68
PABON	0,26	-2,27	4,98	-0,93	0,27	-2,56	-0,37	0,23	-0,71	0,81	1,19
BUTAQ	2,11	-4,55	-0,93	5,66	1,58	-1,12	-1,98	0,30	-0,91	1,01	0,72
GFITX	-1,15	-2,21	0,27	1,58	7,24	-2,54	-4,22	-1,35	1,23	1,73	1,27
IFITX	-1,54	3,86	-2,56	-1,12	-2,54	5,84	0,72	-0,69	0,55	-0,81	-3,09
PATRO	-2,43	1,56	-0,37	-1,98	-4,22	0,72	5,99	0,08	0,41	-0,73	0,31
NPART	2,13	-0,70	0,23	0,30	-1,35	-0,69	0,08	1,92	-0,81	-0,34	0,30
PRESU	-3,31	0,51	-0,71	-0,91	1,23	0,55	0,41	-0,81	3,37	1,29	0,49
EDAT	-1,31	-1,79	0,81	1,01	1,73	-0,81	-0,73	-0,34	1,29	2,32	0,96
SELEC	-1,16	-2,68	1,19	0,72	1,27	-3,09	0,31	0,30	0,49	0,96	3,90

En aquest cas ja no hi ha valors superiors a 10 en aquesta matriu i per tant no existeix problema de multicolinealitat.

3. Índex d'acondicionament

Taula 3.36 Índex d'Acondicionament

Número	Eigenvalor
1	5,62
2	1,43
3	1,39
4	0,85
5	0,58
6	0,45
7	0,28
8	0,16
9	0,11
10	0,08
11	0,05

$$\text{Í.C.} = \sqrt{\frac{\text{Autovalor Màxim}}{\text{Autovalor Mínim}}} = \sqrt{\frac{5,62}{0,05}} = 10,52$$

Com que el resultat es 10,52, en aquesta prova també existeix multicolinealitat.

• QUINTA SOLUCIÓ AL PROBLEMA DE MULTICOLIENALITAT

1. Matriu de correlació.

Taula 3.37 Matriu de correlació.

	TV	ESPCT	PABON	BUTAQ	IFITX	PATRO	NPART	PRESU	EDAT	SELEC
TV	1	0,72	0,65	0,53	0,64	0,72	-0,24	0,57	0,02	0,68
ESPCT	0,72	1	0,73	0,81	0,40	0,58	-0,05	0,52	-0,01	0,58
PABON	0,65	0,73	1	0,78	0,63	0,64	0,06	0,61	-0,32	0,49
BUTAQ	0,53	0,81	0,78	1	0,37	0,54	0,02	0,61	-0,30	0,40
IFITX	0,64	0,40	0,63	0,37	1	0,64	0,14	0,27	-0,12	0,69
PATRO	0,72	0,58	0,64	0,54	0,64	1	0,11	0,35	-0,06	0,43
NPART	-0,24	-0,05	0,06	0,02	0,14	0,11	1	-0,05	-0,10	-0,17
PRESU	0,57	0,52	0,61	0,61	0,27	0,35	-0,05	1	-0,44	0,31
EDAT	0,02	-0,01	-0,32	-0,30	-0,12	-0,06	-0,10	-0,44	1	-0,07
SELEC	0,68	0,58	0,49	0,40	0,69	0,43	-0,17	0,31	-0,07	1

Aquesta prova mostra problema de multicolinealitat, doncs hi ha més d'un valor superior a 0,7. Entre tots aquests, s'elimina el major i per tant la variable a la que pertany, es a dir la variable Espectadors.

2. Matriu inversa de correlació

Taula 3.38 Matriu inversa de correlació.

TV	8,28	-3,25	0,30	2,36	-1,95	-3,11	1,92	-3,12	-1,03	-0,96
ESPCT	-3,25	7,64	-2,18	-4,07	3,08	0,28	-1,11	0,89	-1,27	-2,29
PABON	0,30	-2,18	4,97	-0,99	-2,46	-0,22	0,28	-0,76	0,75	1,14
BUTAQ	2,36	-4,07	-0,99	5,32	-0,56	-1,06	0,59	-1,17	0,63	0,44
IFITX	-1,95	3,08	-2,46	-0,56	4,95	-0,76	-1,17	0,98	-0,21	-2,65
PATRO	-3,11	0,28	-0,22	-1,06	-0,76	3,53	-0,71	1,12	0,27	1,05
NPART	1,92	-1,11	0,28	0,59	-1,17	-0,71	1,67	-0,58	-0,02	0,54
PRESU	-3,12	0,89	-0,76	-1,17	0,98	1,12	-0,58	3,16	1,00	0,27
EDAT	-1,03	-1,27	0,75	0,63	-0,21	0,27	-0,02	1,00	1,91	0,65
SELEC	-0,96	-2,29	1,14	0,44	-2,65	1,05	0,54	0,27	0,65	3,68

En aquesta matriu no hi ha cap valor superior a 10 i per tant no existeix problema de multicolinealitat.

3. Índex d'acondicionament

Taula 3.39 Índex d'Acondicionament

Número	Eigenvalor
1	5,07
2	1,41
3	1,15
4	0,85
5	0,51
6	0,43
7	0,27
8	0,15
9	0,10
10	0,06

$$\text{Í.C.} = \sqrt{\frac{\text{Autovalor Màxim}}{\text{Autovalor Mínim}}} = \sqrt{\frac{5,07}{0,06}} = 9,34$$

Com que el resultat es 9,34 i per tant inferior a 10, no existeix multicolinealitat.

- **SEXTA SOLUCIÓ AL PROBLEMA DE MULTICOLIENALITAT**

1. Matriu de correlació.

Taula 3.40 Matriu de correlació.

	TV	PABON	BUTAQ	IFITX	PATRO	NPART	PRESU	EDAT	SELEC
TV	1	0,65	0,53	0,64	0,72	-0,24	0,57	0,02	0,68
PABON	0,65	1	0,78	0,63	0,64	0,06	0,61	-0,32	0,49
BUTAQ	0,53	0,78	1	0,37	0,54	0,02	0,61	-0,30	0,40
IFITX	0,64	0,63	0,37	1	0,64	0,14	0,27	-0,12	0,69
PATRO	0,72	0,64	0,54	0,64	1	0,11	0,35	-0,06	0,43
NPART	-0,24	0,06	0,02	0,14	0,11	1	-0,05	-0,10	-0,17
PRESU	0,57	0,61	0,61	0,27	0,35	-0,05	1	-0,44	0,31
EDAT	0,02	-0,32	-0,30	-0,12	-0,06	-0,10	-0,44	1	-0,07
SELEC	0,68	0,49	0,40	0,69	0,43	-0,17	0,31	-0,07	1

Aquesta prova mostra problema de multicolinealitat, doncs hi ha dos valors superiors a 0,7. En la següent eliminació de variable per tal de solucionar el problema de multicolinealitat, s'elegeix eliminar la variable Preu dels abonaments, doncs té un major coeficient en aquesta matriu de correlació.

2. Matriu inversa de correlació

Taula 3.41 Matriu inversa de correlació.

TV	6,90	-0,63	0,63	-0,63	-2,99	1,44	-2,74	-1,57	-1,94
PABON	-0,63	4,35	-2,15	-1,58	-0,14	-0,04	-0,50	0,38	0,48
BUTAQ	0,63	-2,15	3,16	1,08	-0,91	0,00	-0,70	-0,04	-0,78
IFITX	-0,63	-1,58	1,08	3,71	-0,87	-0,72	0,63	0,30	-1,72
PATRO	-2,99	-0,14	-0,91	-0,87	3,52	-0,67	1,09	0,32	1,14
NPART	1,44	-0,04	0,00	-0,72	-0,67	1,50	-0,45	-0,20	0,20
PRESU	-2,74	-0,50	-0,70	0,63	1,09	-0,45	3,06	1,15	0,54
EDAT	-1,57	0,38	-0,04	0,30	0,32	-0,20	1,15	1,70	0,27
SELEC	-1,94	0,48	-0,78	-1,72	1,14	0,20	0,54	0,27	2,99

En aquest prova tots els valors son inferiors a 10 i per tant no existeix problema de multicolinealitat.

3. Índex d'acondicionament

Taula 3.42 Índex d'Acondicionament

Número	Eigenvalor
1	4,40
2	1,40
3	1,14
4	0,72
5	0,43
6	0,43
7	0,25
8	0,13
9	0,09

$$\text{Í.C.} = \sqrt{\frac{\text{Autovalor Màxim}}{\text{Autovalor Mínim}}} = \sqrt{\frac{4,40}{0,09}} = 7,12$$

Com que el resultat es 7,12, en aquesta prova no existeix multicolinealitat.

• **SEPTIMA SOLUCIÓ AL PROBLEMA DE MULTICOLIENALITAT**

1. Matriu de correlació.

Taula 3.43 Matriu de correlació.

	TV	BUTAQ	IFITX	PATRO	NPART	PRESU	EDAT	SELEC
TV	1	0,53	0,64	0,72	-0,24	0,57	0,02	0,68
BUTAQ	0,53	1	0,37	0,54	0,02	0,61	-0,30	0,40
IFITX	0,64	0,37	1	0,64	0,14	0,27	-0,12	0,69
PATRO	0,72	0,54	0,64	1	0,11	0,35	-0,06	0,43
NPART	-0,24	0,02	0,14	0,11	1	-0,05	-0,10	-0,17
PRESU	0,57	0,61	0,27	0,35	-0,05	1	-0,44	0,31
EDAT	0,02	-0,30	-0,12	-0,06	-0,10	-0,44	1	-0,07
SELEC	0,68	0,40	0,69	0,43	-0,17	0,31	-0,07	1

Aquesta prova mostra problema de multicolinealitat, doncs hi ha un valor superior a 0,7, que pertany a la variable Televisió, amb un 0,72. Per tant, es procedeix a eliminar aquesta variable en la següent solució.

2. Matriu inversa de correlació

Taula 3.44 Matriu inversa de correlació.

TV	6,81	0,32	-0,86	-3,01	1,44	-2,81	-1,52	-1,87
BUTAQ	0,32	2,09	0,29	-0,98	-0,02	-0,95	0,15	-0,54
IFITX	-0,86	0,29	3,13	-0,92	-0,73	0,44	0,44	-1,54
PATRO	-3,01	-0,98	-0,92	3,52	-0,67	1,07	0,33	1,15
NPART	1,44	-0,02	-0,73	-0,67	1,50	-0,46	-0,20	0,21
PRESU	-2,81	-0,95	0,44	1,07	-0,46	3,00	1,19	0,59
EDAT	-1,52	0,15	0,44	0,33	-0,20	1,19	1,66	0,23
SELEC	-1,87	-0,54	-1,54	1,15	0,21	0,59	0,23	2,94

En aquest no hi ha cap valor superior a 10 i per tant no existeix problema de multicolinealitat.

3. Índex d'acondicionament

Taula 3.45 Índex d'Acondicionament

Número	Eigenvalor
1	3,67
2	1,36
3	1,14
4	0,71
5	0,43
6	0,40
7	0,19
8	0,09

$$\text{Í.C.} = \sqrt{\frac{\text{Autovalor Màxim}}{\text{Autovalor Mínim}}} = \sqrt{\frac{3,67}{0,09}} = 6,44$$

Com que el resultat es 6,44, en aquesta prova no existeix multicolinealitat.

• OCTAVA SOLUCIÓ AL PROBLEMA DE MULTICOLIENALITAT

1. Matriu de correlació.

Taula 3.46 Matriu de correlació.

	BUTAQ	IFITX	PATRO	NPART	PRESU	EDAT	SELEC
BUTAQ	1	0,37	0,54	0,02	0,61	-0,30	0,40
IFITX	0,37	1	0,64	0,14	0,27	-0,12	0,69
PATRO	0,54	0,64	1	0,11	0,35	-0,06	0,43
NPART	0,02	0,14	0,11	1	-0,05	-0,10	-0,17
PRESU	0,61	0,27	0,35	-0,05	1	-0,44	0,31
EDAT	-0,30	-0,12	-0,06	-0,10	-0,44	1	-0,07
SELEC	0,40	0,69	0,43	-0,17	0,31	-0,07	1

En aquesta matriu es té en compte els valors que están o bé per baix de la diagonal central o bé els que están per dalt, ja que aquests son iguals. Hi existeix problema de multicolinealitat quan el valor es superior a 0,7, en valor absolut.

Aquesta prova no mostra problema de multicolinealitat, doncs no hi ha ningun valor superior a 0,7.

2. Matriu inversa de correlació

Taula 3.47 Matriu inversa de correlació.

BUTAQ	2,08	0,33	-0,84	-0,09	-0,82	0,22	-0,45
IFITX	0,33	3,02	-1,30	-0,55	0,09	0,25	-1,78
PATRO	-0,84	-1,30	2,19	-0,03	-0,17	-0,34	0,33
NPART	-0,09	-0,55	-0,03	1,20	0,14	0,12	0,60
PRESU	-0,82	0,09	-0,17	0,14	1,84	0,56	-0,18
EDAT	0,22	0,25	-0,34	0,12	0,56	1,32	-0,18
SELEC	-0,45	-1,78	0,33	0,60	-0,18	-0,18	2,43

En aquest no hi ha més cap valor superior a 10 i per tant no existeix problema de multicolinealitat.

3. Índex d'Acondicionament

Taula 3.48 Índex d'Acondicionament

Número	Eigenvalor
1	2,95
2	1,28
3	1,11
4	0,69
5	0,43
6	0,35
7	0,18

$$\text{Í.C.} = \sqrt{\frac{\text{Autovalor Màxim}}{\text{Autovalor Mínim}}} = \sqrt{\frac{2,95}{0,18}} = 4,01$$

Com que el resultat es 4,01, en aquesta prova tampoc existeix multicolinealitat.

Per a finalitzar aquest anàlisi bivariant, s'han eliminat una sèrie de variables per a poder solucionar problemes com el de multicolinealitat per al estudi. En conclusió, son les variables butaques, ingressos fitxatges, patrocini, número partits, pressupost, edat i selecció absoluta, les que a partir d'ara formen el estudi a realitzar.

3.3. Anàlisi Multivariant

MODEL DE REGRESSIÓ:

MODEL TEÒRIC:

$$\text{Deute} = \beta_0 + \beta_1 \text{ BUTAQ} + \beta_2 \text{ IFITX} + \beta_3 \text{ PATRO} + \beta_4 \text{ NPART} + \beta_5 \text{ PRESU} + \beta_6 \text{ EDAT} + \beta_7 \text{ SELEC} + U$$

β_0 : És el valor mig del total del deute quan les variables explicatives valen zero.

β_1 : Increment mig del total del deute quan el número de butaques augmenta en 1 persona, i la resta de variables explicatives romanen constants.

β_2 : Increment mig del total del deute quan el ingrés en la venda de fitxatges augmenta en 1.000€, i la resta de variables explicatives romanen constants.

β_3 : Increment mig del total del deute quan el patrocini augmenta en 1 milió d'euros, i la resta de variables explicatives romanen constants.

β_4 : Increment mig del total del deute quan el número de partits augmenta en 1 partit, i la resta de variables explicatives romanen constants.

β_5 : Increment mig del total del deute quan el pressupost augmenta en 1 milió d'euros, i la resta de variables explicatives romanen constants.

β_6 : Increment mig del total del deute quan l'edat augmenta en 1 any, i la resta de variables explicatives romanen constants.

β_7 : Increment mig del total del deute quan la selecció absoluta augmenta en 1 jugador, i la resta de variables explicatives romanen constants.

U: Es la pertorbació del model econòmic. És la part del model que no es capaç d'explicar-se amb les variables explicatives.

MODEL AJUSTAT/ESTIMAT:

$$\text{DEUTE} = 3,10722 \cdot 10^8 + 1381,04 \cdot \text{BUTAQ} + 1277,83 \cdot \text{IFITX} + 2,79304 \cdot 10^7 \cdot \text{PATRO} - 4,6123 \cdot 10^6 \cdot \text{NPART} - 1,00865 \cdot 10^6 \cdot \text{PRESU} - 4,2604 \cdot 10^6 \cdot \text{EDAT} - 4,03982 \cdot 10^6 \cdot \text{SELEC}$$

R- Quadrada = 88,95%

- **1ERA PART VALIDACIÓ DEL MODEL: SIGNIFICATIVITAT**

1. SIGNIFICATIVITAT DEL MODEL

Taula 3.49 Anàlisi de Varianza del model

Anàlisi de Varianza

Font	Suma de Quadrats	Gl	Quadrat Mig	Raó-F	Valor-P
Model	1,52945E17	7	2,18492E16	34,50	0,0000
Residu	1,90015E16	30	6,33384E14		
Total (Corr.)	1,71946E17	37			

Contrast d'hipòtesis:

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = \beta_6 = \beta_7 = 0 \\ H_1: \text{algun } \beta_i \neq 0 \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,00 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que el model si es significatiu.

2. SIGNIFICATIVITAT DELS PARAMETRES

Taula 3.50 Anàlisi de Varianza dels paràmetres

Paràmetre	Estimació	Error		Valor-P
		Estàndar	T	
CONSTANTE	3,10722E8	1,33033E8	2,33568	0,0264
BUTAQ	1381,04	430,737	3,20623	0,0032
IFITX	1277,83	577,036	2,21448	0,0345
PATRO	2,79304E7	3,26285E6	8,56011	0,0000
NPART	-4,6123E6	1,87658E6	-2,45782	0,0200
PRESU	-1,00865E6	382881,	-2,63437	0,0132
EDAT	-4,26045E6	3,62082E6	-1,17665	0,2486
SELEC	-4,03982E6	2,10035E6	-1,9234	0,0640

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_0 = 0 \\ H_1: \beta_0 \neq 0 \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,0264 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant s'accepta la hipòtesis alternativa. Per lo que la variable constant si es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_1 = 0 \\ H_1: \beta_1 \neq 0 \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,0032 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Butaques si es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_2 = 0 \\ H_1: \beta_2 \neq 0 \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,0345 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Ingressos fitxatges si es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_3 = 0 \\ H_1: \beta_3 \neq 0 \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,00 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Patrocini si es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_4 = 0 \\ H_1: \beta_4 \neq 0 \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,02 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Número partits si es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_5 = 0 \\ H_1: \beta_5 \neq 0 \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,0132 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Pressupost si es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_6 = 0 \\ H_1: \beta_6 \neq 0 \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,2486 > \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es major a α , s'accepta la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Edat no es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_7 = 0 \\ H_1: \beta_7 \neq 0 \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,0640 > \alpha = 0,05$$

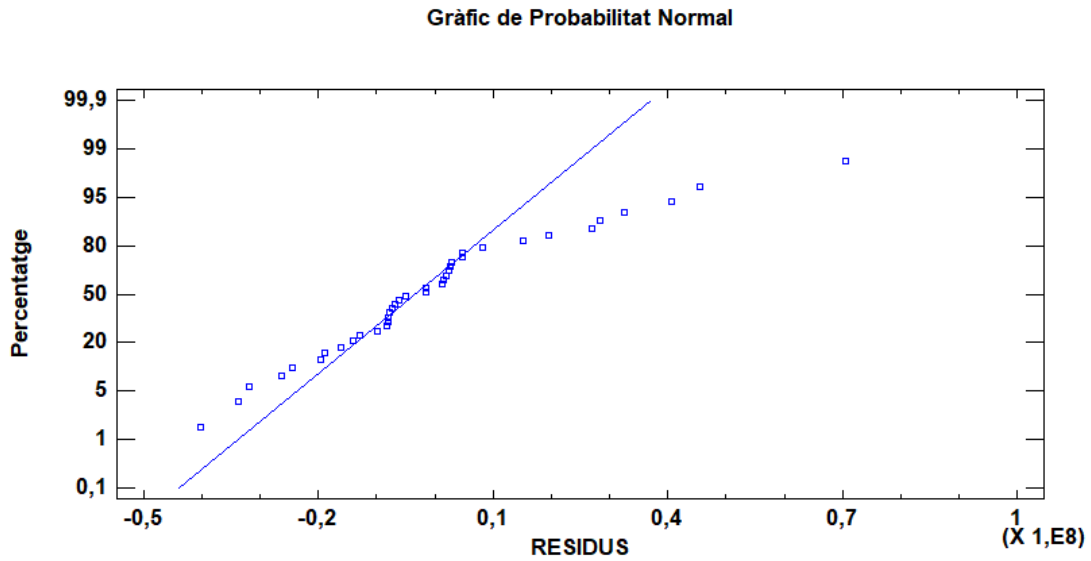
Com que el Pvalor es major a α , s'accepta la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Selecció absoluta no es significativa per al model.

- **2ONA PART VALIDACIÓ DEL MODEL: NORMALITAT RESIDUS**

Altra part de que es compona la validació del model, es comprovar la normalitat dels residus. Per a dur-ho a terme, es realitzen tres proves on s'observa visualment i es comprava amb valors la distribució d'aquests.

Aquestes proves son el gràfic probabilístic, el gràfic histograma de residus i per últim i més important el test. A continuació s'explica cada prova i els resultats obtinguts, així com les conclusions que es poden obtindre de cada una.

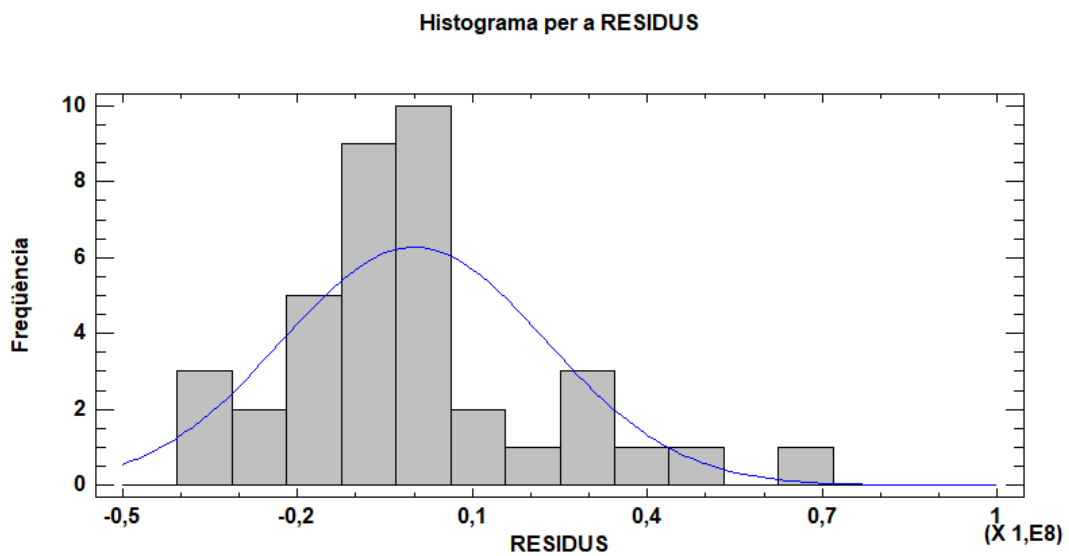
1. GRÀFIC PROBABILÍSTIC



Gràfic 3.23 Gràfic de Probabilitat Normal.

El gràfic de probabilitat normal permet mostrar la distribució dels residus, fixant-se en la posició dels punts, que fan referència als partits de futbol en este cas, amb la línia del gràfic. Si la tots o quasi tots els punts están situats propers a la línia, podem dir que els residus es distribueixen normal, i si es el contrari no ho serán [1]. En aquest gràfic s'observa que hi han molts punts concentrats a la línia de normalitat, no obstant per davall i per damunt d'aquesta hi han molts altres punts bastants distants. Com que la majoria de punts no estan situats prop de la línia, es pot dir que els residus no es distribueixen normal.

2. GRÀFIC HISTROGRAMA DE RESIDUS



Gràfic 3.24 Histograma per a RESIDUS.

Al gràfic anterior, s'analitza la distribució dels residus per tal de veure si aquests segueixen una distribució adequada. Tal i com es veu, els residus mostren una distribució de les pertorbacions normal, ja que apareix la campana de "Gauss", on el punt més elevat es molt pròxim a 0 i va disminuint en els dos sentits [1].

3. EL TEST

Taula 3.51 Proves de Normalitat per a RESIDUS

Proves de Normalitat per a RESIDUS

<i>Prova</i>	<i>Estadístic</i>	<i>Valor-P</i>
Chi-Cuadrado	18,4211	0,142177
Estadístico W de Shapiro-Wilk	0,937106	0,0445658
Valor-Z para asimetría	1,73245	0,0831927
Valor-Z para curtosis	1,79986	0,0718822

Solucionem el test amb el Pvalor més restrictiu, que en aquest cas es el del "Estadístic W de Shapiro-Wilk" [1].

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \text{Els residus son normals.} \\ H_1: \text{Els residus no son normals.} \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,045 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es conclou que els residus no son normals.

- **3ERA PART VALIDACIÓ DEL MODEL: HETEROSCEDASTICITAT**

La heteroscedasticitat es un problema que te lloc quan la variància de la pertorbació, U, del model no es constant, i aixó pot ser degut a la facilitat d'estimar que siga constant a que no ho siga. Aquest problema pot ser degut per diverses raons, com que alguna de les variables tinga el problema internament, que s'ha plantejat mal el model o que hi hagen punts anòmals [1].

Per tal d'identificar el problema i solucionar-lo, s'utilitza el contrast d'hipòtesi. En aquest anàlisi es relaciona els residus elevats al quadrat del model amb totes les variables explicatives.

$$\text{RESIDUS}^2 = \beta_0 + \beta_1 \text{BUTAQ} + \beta_2 \text{IFITX} + \beta_3 \text{PATRO} + \beta_4 \text{NPART} + \beta_5 \text{PRESU} + \beta_6 \text{EDAT} + \beta_7 \text{SELEC} + U$$

$H_0: \sigma^2 = \text{Constant}$, no existeix heteroscedasticitat
 $H_1: \sigma^2 \neq \text{No constant}$, existeix heteroscedasticitat

Ens fixem en els Pvalors dels paràmetres que acompanyen a les variables explicatives.

Taula 3.52 Anàlisi de Heteroscedasticitat

<i>Paràmetre</i>	<i>Estimació</i>	<i>Error Estàndar</i>	<i>Estadistic T</i>	<i>Valor-P</i>
CONSTANTE	-5,4108E14	4,58998E15	-0,117883	0,9069
BUTAQ	1,84871E10	1,48616E10	1,24395	0,2231
IFITX	-1,58522E10	1,99093E10	-0,796223	0,4322
PATRO	5,22972E13	1,12577E14	0,464547	0,6456
NPART	-7,82336E13	6,4747E13	-1,2083	0,2364
PRESU	-7,08957E11	1,32104E13	-0,0536666	0,9576
EDAT	1,33979E14	1,24928E14	1,07245	0,2921
SELEC	9,04168E13	7,24677E13	1,24768	0,2218

$\beta_1 \rightarrow \text{Pvalor} = 0,2231 > \alpha = 0,05$

Com que el Pvalor es major a α , s'accepta la hipòtesis nul·la, per el que es conclou que la variable Butaques no genera problemes de heteroscedasticitat.

$\beta_2 \rightarrow \text{Pvalor} = 0,4322 > \alpha = 0,05$

Com que el Pvalor es major a α , s'accepta la hipòtesis nul·la, per el que es conclou que la variable Ingressos fitxatges no genera problemes de heteroscedasticitat.

$\beta_3 \rightarrow \text{Pvalor} = 0,6456 > \alpha = 0,05$

Com que el Pvalor es major a α , s'accepta la hipòtesis nul·la, per el que es conclou que la variable Patrocini no genera problemes de heteroscedasticitat.

$\beta_4 \rightarrow \text{Pvalor} = 0,2364 > \alpha = 0,05$

Com que el Pvalor es major a α , s'accepta la hipòtesis nul·la, per el que es conclou que la variable Número partits no genera problemes de heteroscedasticitat.

$\beta_5 \rightarrow \text{Pvalor} = 0,9576 > \alpha = 0,05$

Com que el Pvalor es major a α , s'accepta la hipòtesis nul·la, per el que es conclou que la variable Pressupost no genera problemes de heteroscedasticitat.

$$\beta_6 \rightarrow P_{\text{valor}} = 0,2921 > \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es major a α , s'accepta la hipòtesis nul·la, per el que es conclou que la variable Edat no genera problemes de heteroscedasticitat.

$$\beta_7 \rightarrow P_{\text{valor}} = 0,2218 > \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es major a α , s'accepta la hipòtesis nul·la, per el que es conclou que la variable Selecció absoluta no genera problemes de heteroscedasticitat.

En aquest anàlisis podem comprovar que ninguna variable genera problema d'Heteroscedasticitat, ja que el Pvalor de cada una d'aquestes es major a 0,05.

• 4TA PART VALIDACIÓ DEL MODEL: AUTOCORRELACIÓ

La autocorrelació existeix quan la pertorbació no dependeix dels valors utilitzats anteriorment. En aquest cas, les estimacions dels paràmetres del model no tindran variància, potser s'accepten variables explicatives quan no ho son i les prediccions que aporta el model no son les adequades [1].

Per a poder identificar el problema i posteriorment aplicar la solució, s'utilitzen dos proves molt significatives. A continuació s'expliquen aquestes, la prova de Durbin-Watson, i els gràfics FAS i FAP.

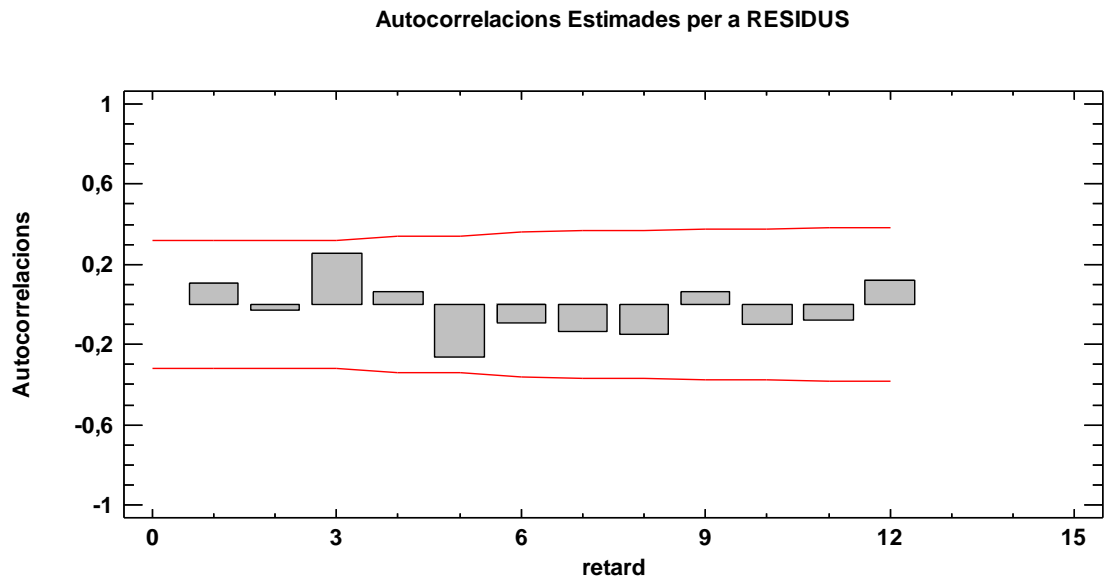
1. TEST DE DURBIN-WATSON, AUTOCORRELACIÓ 1ER ORDRE

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \rho_1 = 0 \rightarrow \text{No existeix Autocorrelació de 1er Ordre.} \\ H_1: \rho_1 \neq 0 \rightarrow \text{Si existeix Autocorrelació de 1er Ordre.} \\ \text{Estadístic Durbin-Watson} = 1,72167 \text{ (P=0,1089)} \end{array} \right\} \alpha = 0,05$$

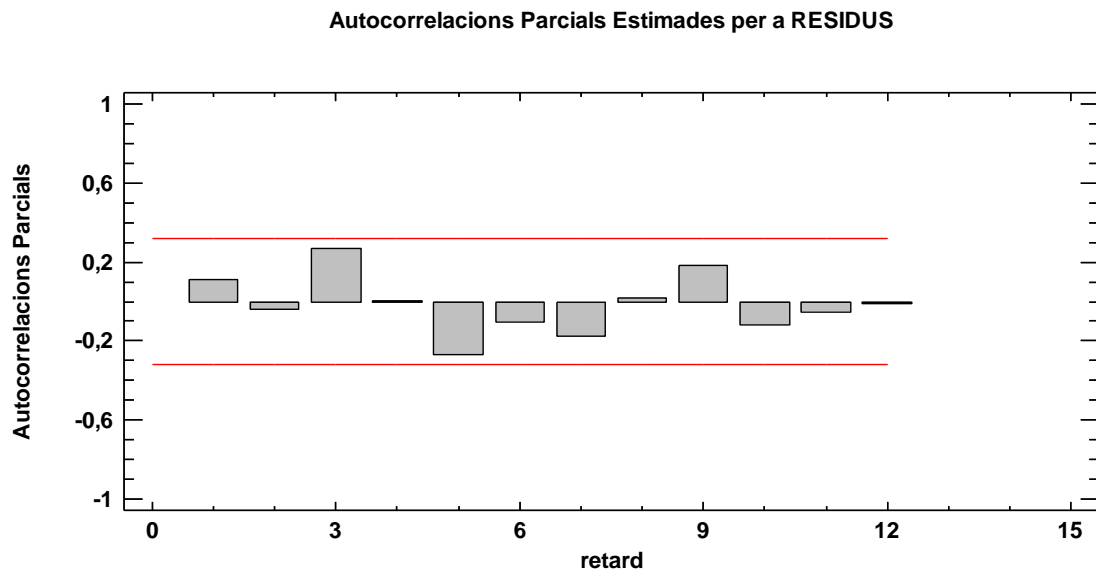
$$P_{\text{valor}} = 0,1089 > \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es major a 0,05, s'accepta la hipòtesis nul·la i conclouem que no hi ha Autocorrelació de 1er Ordre.

2. FAS Y FAP



Gràfic 3.25 Autocorrelacions Estimades per a RESIDUS.



Gràfic 3.26 Autocorrelacions Parcial Estimes per a RESIDUS.

Com podem observar en el següent gràfic, ningú dels retards amb coeficient de autocorrelació (ρ) supera els límits (línies roges). Per tant no existeix problema d'Autocorrelació.

3.4. Punts influents i anòmals.

PUNTS INFLUENTS:

- A PRIORI:

Taula 3.53 Punts influyents a priori.

FILA	EQUIP	INFLUÈNCIA (n_{ii})	$2 \bar{n}$ (0,210526)	
1	Villareal	0,456499	$> 2 \bar{n}$	No es un punt influent a priori
2	Athletic	0,631587	$> 2 \bar{n}$	No es un punt influent a priori
4	Málaga	0,71484	$> 2 \bar{n}$	No es un punt influent a priori
7	Las Palmas	0,202974	$< 2 \bar{n}$	No es un punt influent a priori
8	Valencia	0,784529	$> 2 \bar{n}$	Es un punt influent a priori
11	Deportivo	0,188532	$< 2 \bar{n}$	Es un punt influent a priori
12	Granada	0,223177	$> 2 \bar{n}$	Es un punt influent a priori
24	Zaragoza	0,204609	$< 2 \bar{n}$	Es un punt influent a priori
38	Bilbao Athletic	0,6856	$> 2 \bar{n}$	Es un punt influent a priori

Influència mitjana d'un sol punt = 0,210526

Serán punts influents si es compleix aquesta condició: $n_{ii} \geq 2 \bar{n}$ ($2 \bar{n} = 0,210526$)

- A POSTERIORI

Taula 3.54 Punts influyents a posteriori.

FILA	EQUIP	DFITS	$2\sqrt{\bar{n}}$ (0,917)	
1	Villareal	-1,7372	$> 2 \bar{n}$	Es un punt influent a posteriori
2	Athletic	-0,62627	$< 2 \bar{n}$	No es un punt influent a posteriori
4	Málaga	-0,953622	$> 2 \bar{n}$	Es un punt influent a posteriori
7	Las Palmas	-0,941785	$> 2 \bar{n}$	Es un punt influent a posteriori
8	Valencia	6,04315	$> 2 \bar{n}$	Es un punt influent a posteriori
11	Deportivo	1,79044	$> 2 \bar{n}$	Es un punt influent a posteriori
12	Granada	1,16369	$> 2 \bar{n}$	Es un punt influent a posteriori
24	Zaragoza	0,957036	$> 2 \bar{n}$	Es un punt influent a posteriori
38	Bilbao Athletic	0,281864	$< 2 \bar{n}$	No es un punt influent a posteriori

Influència mitjana d'un sol punt = 0,210526

Serán punts influents si es compleix aquesta condició: $|DFITS| \geq 2\sqrt{\bar{n}}$

PUNTS ANÒMALS:

Taula 3.55 Punts anòmals

FILA	EQUIP	$ rt_i $		
8	Valencia	3,17	≥ 3	Es un punt anòmal candidat a eliminar
11	Deportivo	3,71	≥ 3	Es un punt anòmal candidat a eliminar
12	Granada	2,17	≥ 2	Es un punt anòmal

Solucionar problemes del model de regressió.

Finalitzat el anàlisi del model, hem observat els següents problemes:

- Significativitat de 2 variables
- Normalitat de residus

La 1^a solució serà la eliminació del punt anòmal amb coefecient més elevat, com hi es el Deportivo. Per tal, es procedeix a fer altra regressió del model eliminant el equip Deportivo. Sols comprovem si hem solucionat els problemes que teniem abans, es a dir la significativat dels parametres i la normalitat dels residus.

Equació del model: $DEUTE = 3,58201E8 + 1208,4*BUTAQ + 1679,54*IFITX + 2,78341E7*PATRO - 4,15217E6*NPART - 1,027E6*PRESU - 6,55951E6*EDAT - 5,63916E6*SELEC$

R-cuadrat: 92,2682 %

SIGNIFICATIVITAT DEL MODEL:

Taula 3.56 Anàlisi de Variança del model.

Anàlisi de Variança

Font	Suma de Quadrats	Gl	Quadrat Mig	Raó-F	Valor-P
Model	1,53651E17	7	2,19501E16	49,44	0,0000
Residu	1,28756E16	29	4,43985E14		
Total (Corr.)	1,66526E17	36			

Contrast d'hipòtesis:

$H_0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = \beta_6 = \beta_7 = 0$

$H_1: \text{algún } \beta_i \neq 0$

$P\text{valor} = 0,00 < \alpha = 0,05$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que el model si es significatiu.

SIGNIFICATIVITAT DELS PARÀMETRES:

Taula 3.57 Anàlisi de Varianza dels paràmetres.

<i>Paràmetre</i>	<i>Estimació</i>	<i>Error Estàndar</i>	<i>Estadístic T</i>	<i>Valor-P</i>
CONSTANTE	3,58201E8	1,12111E8	3,19505	0,0034
BUTAQ	1208,4	363,614	3,32332	0,0024
IFITX	1679,54	495,075	3,3925	0,0020
PATRO	2,78341E7	2,73192E6	10,1885	0,0000
NPART	-4,15217E6	1,57603E6	-2,63458	0,0134
PRESU	-1,027E6	320602,	-3,20336	0,0033
EDAT	-6,55951E6	3,09404E6	-2,12005	0,0427
SELEC	-5,63916E6	1,81045E6	-3,11479	0,0041

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_0 = 0 \\ H_1: \beta_0 \neq 0 \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,0034 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant s'accepta la hipòtesis alternativa. Per lo que la variable constant si es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_1 = 0 \\ H_1: \beta_1 \neq 0 \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,0024 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Butaques si es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_2 = 0 \\ H_1: \beta_2 \neq 0 \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,0020 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Ingressos fitxatges si es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_3 = 0 \\ H_1: \beta_3 \neq 0 \end{array} \right\} \quad P\text{valor} = 0,00 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Patrocini si es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_4 = 0 \\ H_1: \beta_4 \neq 0 \end{array} \right\} \quad P\text{valor} = 0,0134 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Número partits si es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_5 = 0 \\ H_1: \beta_5 \neq 0 \end{array} \right\} \quad P\text{valor} = 0,0033 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Pressupost si es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_6 = 0 \\ H_1: \beta_6 \neq 0 \end{array} \right\} \quad P\text{valor} = 0,0427 > \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es major a α , s'accepta la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Edat no es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_7 = 0 \\ H_1: \beta_7 \neq 0 \end{array} \right\} \quad P\text{valor} = 0,0041 > \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es major a α , s'accepta la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Selecció absoluta no es significativa per al model.

• **2ONA PART VALIDACIÓ DEL MODEL: NORMALITAT RESIDUS**

Altra part de que es compona la validació del model, es comprovar la normalitat dels residus. Per a dur-ho a terme, es realitzen tres proves on s’observa visualment i es comprava amb valors la distribució d’aquests.

Aquestes proves son el gràfic probabilístic, el gràfic histograma de residus i per últim i més important el test. A continuació s’explica cada prova i els resultats obtinguts, així com les conclusions que es poden obtindre de cada una.

1. EL TEST

Taula 3.58 Proves de Normalitat per a RESIDUS.

Proves de Normalitat per a RESIDUS

<i>Prova</i>	<i>Estadístic</i>	<i>Valor-P</i>
Chi-Cuadrado	16,1892	0,239065
Estadístico W de Shapiro-Wilk	0,942742	0,0752037
Valor-Z para asimetría	1,36344	0,172744
Valor-Z para curtosis	1,15196	0,249337

Solucionem el test amb el Pvalor més restrictiu, que en aquest cas es el del “Estadístic W de Shapiro-Wilk”.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \text{Els residus son normals.} \\ H_1: \text{Els residus no son normals.} \end{array} \right\} P\text{valor} = 0,0752037 > \alpha = 0,05$$

Com que aquest Pvalor es major a α , s’accepta la hipòtesi nula i es conclou que els residus son normals.

Eliminant el equip de fútbol Deportivo, els problemes observats anteriorment en el primer model de regressió s’han solucionat.

3.4. Propostes de models amb variables cualitatives

A continuació anem a analitzar noves propostes de models amb variables cualitatives, que abans no havíem tingut en conter. Açò es per comprovar si aquests models podrien ser millors que el realitzat anteriorment.

Model de divisió:

Per a realitzar aquest model, es té en compte les variables del anterior model i hem introduït la variable qualitativa “divisió”. Aquesta variable diferencia els equips de primera i segona divisió, i per tant anomenem als equips de fútbol de primera divisió amb un 1 i la resta amb un 0.

Al model de regressió s’introdueixen totes les variables a més de introduirles altra vegada multiplicades per la variable qualitativa.

MODEL AJUSTAT/ESTIMAT:

$$DEUTE = 2,88713 \cdot 10^6 - 915792 \cdot PRESU \cdot DIVIS + 884,37 \cdot BUTAQ + 3,28244 \cdot 10^7 \cdot PATRO$$

R- Quadrada = 87,8192%

- **1ERA PART VALIDACIÓ DEL MODEL: SIGNIFICATIVITAT**

1. SIGNIFICATIVITAT DEL MODEL

Taula 3.59 Significativitat del model

Anàlisi de Varianza					
Font	Suma de Quadrats	Gl	Quadrat Mig	Raó-F	Valor-P
Model	1,46242E17	3	4,87474E16	79,31	0,0000
Residu	2,02843E16	33	6,14674E14		
Total (Corr.)	1,66526E17	36			

Contrast d’hipòtesis:

H₀: β₁ = β₂ = β₃ = 0

H₁: algún β_i ≠ 0

} Pvalor = 0,00 < α = 0,05

Com que el Pvalor es menor a α, es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que el model si es significatiu.

2. SIGNIFICATIVITAT DELS PARÀMETRES

Taula 3.60 Significativitat dels paràmetres

Paràmetre	Estimació	Error Estàndar	Estadístic T	Valor-P
CONSTANTE	2,88713E6	8,47079E6	0,340833	0,7354
PRESU*DIVIS	-915792,	332105,	-2,75753	0,0094
BUTAQ	884,37	364,389	2,42699	0,0208
PATRO	3,28244E7	2,77764E6	11,8174	0,0000

H₀: β₀ = 0

H₁: β₀ ≠ 0

} Pvalor = 0,7354 > α = 0,05

Com que el Pvalor de la constant es major a α , s'accepta la hipòtesis nul·la i per tant s'anul·la la hipòtesis alternativa. Per lo que la variable constant no es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_1 = 0 \\ H_1: \beta_1 \neq 0 \end{array} \right\} \quad P\text{valor} = 0,0094 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Pressupost multiplicada per la variable Divisió si es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_2 = 0 \\ H_1: \beta_2 \neq 0 \end{array} \right\} \quad P\text{valor} = 0,0208 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Butaques si es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_3 = 0 \\ H_1: \beta_3 \neq 0 \end{array} \right\} \quad P\text{valor} = 0,00 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Patrocini si es significativa per al model.

Per tal de solucionar el problema de significativitat d'aquest model, en concret el de la variable constant, es procedeix a arreglar aquesta. Es torna a fer un model de regressió sols amb les variables significatives anteriors. Tant en la variable dependent com en les independents, en aquest cas, es resta la mitjà de cadascuna.

El nou model sería el següent.

MODEL AJUSTAT/ESTIMAT:

$$\text{DEUTE-AVG(DEUTE)} = -915792 * \text{PRESU} * \text{DIVIS} - \text{AVG(PRESU * DIVIS)} + \\ + 884,37 * \text{BUTAQ} - \text{AVG(BUTAQ)} + 3,28244 * 10^7 * \text{PATRO} - \text{AVG(PATRO)}$$

$$R\text{- Quadrada} = 87,8192\%$$

• **1ERA PART VALIDACIÓ DEL MODEL: SIGNIFICATIVITAT**

1. SIGNIFICATIVITAT DEL MODEL

Taula 3.61 Significativitat del model

Font	Suma de Quadrats	Gl	Quadrat Mig	Raó-F	Valor-P
Model	1,46242E17	3	4,87474E16	81,71	0,0000
Residu	2,02843E16	34	5,96596E14		
Total	1,66526E17	37			

Contrast d'hipòtesis:

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = 0 \\ H_1: \text{algún } \beta_i \neq 0 \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,00 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que el model si es significatiu.

2. SIGNIFICATIVITAT DELS PARÀMETRES

Taula 3.62 Significativitat dels paràmetres

Paràmetre	Estimació	Error Estàndar	Estadístic T	Valor-P
PRESU*DIVIS-AVG(PRESU*DIVIS)	-915792,	327185,	-2,799	0,0084
BUTAQ-AVG(BUTAQ)	884,37	358,99	2,46349	0,0190
PATRO-AVG(PATRO)	3,28244E7	2,73648E6	11,9951	0,0000

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_1 = 0 \\ H_1: \beta_1 \neq 0 \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,0084 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Pressupost multiplicada per la variable Divisió si es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_2 = 0 \\ H_1: \beta_2 \neq 0 \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,0190 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Butaques si es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_3 = 0 \\ H_1: \beta_3 \neq 0 \end{array} \right\} P\text{valor} = 0,00 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Patrocini si es significativa per al model.

Com que aquest model es significatiu, es un candidat a tindre en compte per a seguir amb els anàlisis d'aquest estudi.

Model competició:

No obstant, va a procedirse a realitzar altre model amb la variable cualitativa "Competició". En aquest cas, com en el de abans, es tindrán en compte les variables del model de regressió inicial més la variable competició.

A més, en este model es tenen en compte tots els equips de futbol, tant de primera com de segona divisió.

Aquesta nova variable consta de tres nivells diferenciats per les competicions que poden y/o jueguen tots els equips de primera i segona divisió. Els nivells son:

- Els clubs de fútbol que juguen lliga i copa.
- Els clubs de fútbol que juguen lliga, copa i europaleague.
- Els clubs de fútbol que juguen lliga, copa i champion.

Per tal de utilitzar aquesta variable, s'agrupen els tres nivells en dos, els quals son els següents:

<u>C1</u>	<u>C2</u>	<u>C3</u>
1 Lliga, copa, champion	1 Lliga, copa, europaleague	1 Lliga i copa
0 Altre	0 Altre	0 Altre

Entre aquests nivells s'elegeix el C1 i el C2 per a incloure en el nou model. A l'hora de realitzar el nou model, s'elegix l'opcio de "Paso a paso hacia adelante".

MODEL AJUSTAT/ESTIMAT:

$$DEUTE = -1,15743 \cdot 10^7 + 1442,09 \cdot BUTAQ + 3829,12 \cdot IFITX - 2,32406 \cdot 10^8 \cdot C1$$

$$R\text{- Quadrada} = 74,2472\%$$

• **1ERA PART VALIDACIÓ DEL MODEL: SIGNIFICATIVITAT**

1. SIGNIFICATIVITAT DEL MODEL

Taula 3.63 Significativitat del model

Anàlisi de Varianza

Font	Suma de Quadrats	Gl	Quadrat Mig	Raó-F	Valor-P
Model	2,98974E17	3	9,96579E16	36,52	0,0000
Residu	1,037E17	38	2,72894E15		
Total (Corr.)	4,02674E17	41			

Contrast d'hipòtesis:

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = 0 \\ H_1: \text{algún } \beta_i \neq 0 \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,00 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que el model si es significatiu.

2. SIGNIFICATIVITAT DELS PARÀMETRES

Taula 3.64 Significativitat dels paràmetres

Paràmetre	Estimació	Error		Estadistic T	Valor-P
		Estàndar			
CONSTANT	-1,15743E7	1,57953E7		-0,732768	0,4682
BUTAQ	1442,09	550,044		2,62177	0,0125
IFITX	3829,12	396,745		9,65134	0,0000
C1	-2,32406E8	4,60755E7		-5,04402	0,0000

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_0 = 0 \\ H_1: \beta_0 \neq 0 \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,4682 > \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor de la constant es major a α , s'accepta la hipòtesis nul·la i per tant s'anul·la la hipòtesis alternativa. Per lo que la variable constant no es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_1 = 0 \\ H_1: \beta_1 \neq 0 \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,0125 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Butaques si es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_2 = 0 \\ H_1: \beta_2 \neq 0 \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,00 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Ingressos de fitxatges si es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_3 = 0 \\ H_1: \beta_3 \neq 0 \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,00 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable cualitativa C1 si es significativa per al model.

Per tal de solucionar el problema de significativitat d'aquest model, s'utilitza el mateix procediment que en el model anterior, arreglar la constant. Es torna a fer un model de regressió sols amb les variables significatives anteriors. Tant en la variable dependent com en les independents, en aquest cas, es resta la mitjà de cadascuna. Es deselecciona la constant en el model.

El nou model seria el següent.

MODEL AJUSTAT/ESTIMAT:

$$\text{DEUTE-AVG(DEUTE)} = 1442,09 * \text{BUTAQ-AVG(BUTAQ)} + 3829,12 * \text{IFITX-AVG(IFITX)} - 2,32406 * 10^8 * \text{C1-AVG(C1)}$$

$$R\text{- Quadrada} = 74,2472\%$$

• **1ERA PART VALIDACIÓ DEL MODEL: SIGNIFICATIVITAT**

1. SIGNIFICATIVITAT DEL MODEL

Taula 3.65 Significativitat del model

Anàlisi de Varianza

Font	Suma de Quadrats	Gl	Quadrat Mig	Raó-F	Valor-P
Model	2,98974E17	3	9,96579E16	37,48	0,0000
Residu	1,037E17	39	2,65897E15		
Total	4,02674E17	42			

Contrast d'hipòtesis:

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = 0 \\ H_1: \text{algún } \beta_i \neq 0 \end{array} \right\} \text{Pvalor} = 0,00 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que el model si es significatiu.

2. SIGNIFICATIVITAT DELS PARÀMETRES

Taula 3.66 Significativitat dels paràmetres

		<i>Error</i>	<i>Estadistic</i>	
<i>Paràmetre</i>	<i>Estimació</i>	<i>Estàndar</i>	<i>T</i>	<i>Valor-P</i>
BUTAQ-AVG(BUTAQ)	1442,09	542,946	2,65605	0,0114
IFITX-AVG(IFITX)	3829,12	391,625	9,77751	0,0000
C1-AVG(C1)	-2,32406E8	4,5481E7	-5,10996	0,0000

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_1 = 0 \\ H_1: \beta_1 \neq 0 \end{array} \right\} \quad Pvalor = 0,0114 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Butaques si es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_2 = 0 \\ H_1: \beta_2 \neq 0 \end{array} \right\} \quad Pvalor = 0,00 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable Ingressos de fitxatges si es significativa per al model.

$$\left. \begin{array}{l} H_0: \beta_3 = 0 \\ H_1: \beta_3 \neq 0 \end{array} \right\} \quad Pvalor = 0,00 < \alpha = 0,05$$

Com que el Pvalor es menor a α , es rebutja la hipòtesis nul·la i per tant es conclou que la variable cualitativa C1 si es significativa per al model.

Una vegada solucionat el problema de la constant, aquest model es significatiu per a realitzar anàlisis. En concret, este últim model es molt interesant, ja que té un R-Quadrat molt elevat i a més en aquest es té en compte tots els equips de futbol que conformen la primera i segona divisió de futbol espanyola. Per tant, els equips que formen part d'aquest model que no ho son en el anterior (primer i principal) podran fer útil aquest model per a fer posteriors anàlisis, estudis, previsions, en definitiva, obtindre informació per a ells mateixos.

3.5. Prediccions

Les prediccions permeteixen saber informació molt important abans de prendre decisions. Amb la informació que es disposa actualment poden fer-se càlculs i previndre millores en els plans d'accions [1].

En aquest cas, a més de disposar de les dades de la temporada 15/16 també es té les de la temporada 16/17. S'introdueixen les dades de la última temporada menys la variable principal, Deute, per tal de que el programa realitzi l'anàlisi i propiciï un resultat, anomenat predicció, on els clubs de futbol poden tindre una dada referent a tindre en compte.

Les prediccions que van a realitzar-se seran dels equips que s'ha obtingut informació actualitzada del deute de la última temporada, 2016/2017. Estos equips son R.Madrid, Villareal, Sevilla, Málaga, Valencia, Deportivo, Granada, Getafe, Leganés, Elche, Lugo, Mirandés i Mallorca.

1er MODEL: (NO TOTS ELS EQUIPS)

EQUACIÓ MODEL:

$$DEUTE = 3,58201E8 + 1208,4* BUTAQ + 1679,54* IFITX + 2,78341E7* PATRO - 4,15217E6* NPART - 1,027E6* PRESU - 6,55951E6* EDAT - 5,63916E6* SELEC$$

El primer model a realitzar les prediccions es el model principal que s'ha obtingut en el estudi. Mitjançant la realització dels diversos estudis, proves i anàlisis, el model final ha concluit amb unes variables i equips de futbol determinats. En aquest model s'obtenen resultats per a tan sols uns determinats equips de futbol pero que aquests tenen una probabilitat i confiança molt elevada, degut al seu R-quadrat.

Per a veure a simple vista els resultats en cada equip de futbol i facilitar la comprensió de les prediccions del deute en cadascun, s'ha realitzat la següent taula.

Taula 3.67 Prediccions del deute

Equip	Deute model	Deute real
Villareal	101.867.311	82.298.095
Málaga	83.184.811	55.645.937
Granada	97.900.211	56.446.821
Getafe	11.467.511	44.224.285
Elche	85.001.511	50.133.986
Mallorca	70.041.511	36.048.524

Tal i com vegem en la anterior taula, les prediccions realitzades es corresponen aproximadament en alguns dels casos al deute verdader i real que han tingut alguns equips de futbol durant la última temporada, com per exemple els equips de futbol Villareal i Málaga

Per altra banda, els equips que tenen un deute real molt per davall del deute resultat del model son els equips Granada, Elche i Mallorca. Aquest resultat es beneficiós per a aquests ja que tenen un deute molt menor al que preveu el model i tendrien que tenir realment.

Per últim, el Getafe es troba en una situació difícil doncs el seu deute real està molt per damunt del que preveu el model. Segons el model, aquest tendria que tenir una quarta part del deute total que poseeix actualment. Mitjançant estes previsions, el club podrà fer les correccions que trobe oportunes.

2on MODEL: (TOTS ELS EQUIPS + VARIABLE COMPETICIÓ)

EQUACIÓ MODEL:

$$\text{DEUTE-AVG(DEUTE)} = 1442,09 \cdot \text{BUTAQ-AVG(BUTAQ)} + 3829,12 \cdot \text{IFITX-AVG(IFITX)} - 2,32406E8 \cdot \text{C1-AVG(C1)}$$

Aquest segon model que s'ha utilitzat per a realitzar prediccions es el que té en compte tots els equips de futbol tant de primera com de segona divisió. Per tant es de gran interès per a aquells equips que s'han eliminat en el primer model, ja que també poden utilitzar el estudi. No obstant, el seu percentatge de probabilitat es menor que al primer model, i en conseqüència, els equips que hi estiguen en ambdós models, serà preferible que tinguin en compte els calculs obtesos en el primer model. Este model a més de tindre les variables explicatives significatives, te introduït la variable cualitativa competició.

Per tal de facilitar la comprensió dels resultats obtesos, es procedeix a realitzar una taula comparant el deute real amb el deute obtes per el model utilitzat. Sols es tenen en compte els equips dels que es diposen dades actualitzades i que no han format part del model principal analitzat anteriorment, ja que com s'ha anomenat abans, aquestes prediccions tenen menor fiabilitat.

Taula 3.68 Deute model i deute real

Equip	Deute model	Deute real
R.Madrid	-103.368.372	602.871
Sevilla	-156.248.372	100.439
Deportivo	47.172.828	114.944.981

Aquests clubs de fútbol tenen una gran variació entre el deute real i el obtes per el model, on tots tres clubs obtenen un deute molt menor en el model que al deute real que han tingut en la temporada 16/17.

La gran diferencia la han obtessa el R.Madrid i el Sevilla, doncs tenen un deute real molt insignificant encara que les prediccions constaten que estos dos equips no tenen deute ja que es negatiu. Açò vol dir que estos clubs de futbol ingressen molt més dels gastos i deutes que puguen tenir.

Per altra part, hi esta el Deportivo. Aquest te un deute real molt elevat, pero segons el model aquest equip tendria que tindre quasi la meitat del deute real. En este cas, l'equip deuria de analitzar les possibles solucions per tal de aconseguir aproximar-se a la previsió del model.

3.6. Explotació

Sería de gran interès que mitjançant aquest estudi, un equip de futbol pugua aproximar-se a saber exactament quin es el seu deute en els pròxims anys i quins factors son clau en el resultat final. Per a això, cadascun amb les dades actualitzades que disposa, pot tindre en compte quines son les variables més importants a considerar.

També sería d'utilitat per a Hisenda, i organitzacions econòmiques del país poder dispondre d'informació com aquesta. Tindrien al seu abast les dades que deurién de fer front els equips de futbol i que de efectuar-les, aportarien en gran mesura al territori. En definitiva sabrien quina es la seua situació i de que manera influeix el deute dels equips de futbol espanyols a la economía del país.

Per últim, i no menys important, hi esta la premsa. La premsa en general es la primera interessada en saber les xifres, tant positives com negatives, i fer-les arribar als ciutadans. Fer eco de totes les notícies a nivell nacional com internacional, i així també donar a conèixer el nom del periòdic. Cal destacar la premsa esportiva, on cada vegada més destaquen temes actuals i personals dels jugadors del fútbol a comprança de temes professionals.

4. Conclusions i Futures línies d'investigació

4.1. Conclusions

- S'han eliminat els equips de futbol que no seguïen la normalitat, els anomenats punts anòmals, que han sigut el Barcelona, Madrid, Atlètic i Sevilla.
- Les variables amb major relació positiva són el deute i el patrocini, i en canvi, el deute i l'edat mitjana són les variables amb menor relació.
- Les variables a tindre en compte per a realitzar el model de regressió del estudi han sigut: butaques, ingressos fitxatges, patrocini, número partits, pressupost, edat i selecció absoluta.

Model principal: $R^2 = 92,2682\%$

- El model sí és significatiu i tots els paràmetres, menys la variable Edat, també ho són.
- Els residus no són normals.
- La heteroscedasticitat i la autocorrelació no han donat existència de problema.
- Els punts influents i anòmals han resultat ser els clubs de futbol Valencia, Deportivo i Granada. S'ha eliminat el Deportivo per tindre el coeficient més elevat.

Model amb variables qualitatives:

- El model en el que s'ha introduït la variable qualitativa competició i serveix per a les dos lligues ha obtingut un elevat ajust del $R^2 = 74,2472\%$, encara que menor al del model principal.
- Finalment, el model principal té major fiabilitat i no conté tots els equips de futbol, mentre que el model amb variable competició, té una menor fiabilitat però sí té tots els clubs.

4.2. Futures línies de investigació

Amb els resultats obtinguts en aquest estudi, poden hi haure diverses línies de investigació interessants. D'una banda es dona la possibilitat de profunditzar en el deute econòmic de les entitats esportives de Espanya, és a dir, quin és el percentatge real i com influeix en l'economia del país.

Altra opció és comparar els resultats obtinguts amb els de lligues estrangeres, potser les quals es situen en països més competents o millor posicionats que Espanya actualment. Podria ser de gran interès comprovar que les mateixes variables són les que influeixen en les diferents lligues europees, o depenent del país tinguen diferents variables influents.

Una possibilitat és la de crear plans d'accions de millora per a aquells clubs de futbol que ho desitgen. Tal i com es disposa de gran multitud d'informació en aquest estudi, cada equip pot interpretar les dades per al seu futur funcionament.

I per finalitzar, es podria resoldre la multicolinealitat per el mètode de components principals i no eliminant variables.

5. Bibliografia

[1] Apunts de l'assignatura Econometria. Professors Jorge Jordán i Bárbara Mico. Curs 14/15.

[2] R. Spiegel, Murray y J. Stephens, Larry (2008). <<Estadística – Serie Schaum>>. En: McGraw-Hill, Interamericana de Mexico.

[3]

1ª Divisió: SABI (2015) Español (2014) ; Rayo Vallecano (2013) ; Levante (2013)

2ª divisió: SABI (2015) Alcorcón (2012)

Osasuna: http://futbol.as.com/futbol/2016/06/20/segunda/1466443591_553701.html

Tenerife: <http://www.clubdeportivotenerife.es/noticia/la-deuda-disminuye-mas-del-60-por-ciento>

Llagostera: <http://palco23.com/clubes/20150706/el-llagostera-tiene-tres-dias-para-reunir-154-077-euros-y-cumplir-con-el-csd/>

[4] <http://www.marca.com/2015/12/03/multimedia/graficos/1449131702.html>(21/11/16)

[5]http://www.transfermarkt.es/laliga/besucherzahlen/wettbewerb/ES1/plus/?saison_id=2015 (13/01/2017)

http://www.transfermarkt.es/laliga2/besucherzahlen/wettbewerb/ES2/plus/?saison_id=2015 (13/01/2017)

[6]

1ª divisió (13/01/2017)

<http://www.elgoldigital.com/numero-de-abonados-de-los-equipos-de-la-liga-2016/>

<http://www.marca.com/futbol/getafe/2016/01/13/5696af3bca4741c26c8b462c.html>

<http://www.moicelste.com/2015/08/mourino-anuncia-que-el-celta-bajara-su.html>

2ª divisió (13/01/2017)

<http://www.lne.es/blogs/el-blog-de-roberto-bayon/n-de-abonados-en-la-liga-de-segunda-division-15-16.html>

[7] <http://www.uellagostera.cat/es/noticia/abonate> (08/01/17)

<http://www.90min.com/es/posts/2402031-comparativa-el-precio-de-los-abonos-en-los-equipos-de-primera-y-segunda-division> (08/01/17)

[8] http://www.transfermarkt.es/fc-barcelona/startseite/verein/131?saison_id=2015#subnavi (09/01/17)

[9] http://www.transfermarkt.es/transfers/einnahmenausgaben/statistik/plus/0?ids=a&sa=&saison_id=2015&saison_id_bis=2015&land_id=157&nat=&pos=&altersklasse=&w_s= (08/01/17)

[10] http://www.transfermarkt.es/transfers/einnahmenausgaben/statistik/plus/0?ids=a&sa=&saison_id=2015&saison_id_bis=2015&land_id=157&nat=&pos=&altersklasse=&w_s= (08/01/17)

[11] <http://www.marca.com/futbol/2015/12/22/5679462546163fa2408b45b6.html>
(23/11/16)

[12] <http://lajugadafinanciera.com/informe-patrocinio-comercial-clubes-liga-bbva-2015-16-2/> (06/01/17)

[13] (23/11/16)

<http://www.resultados-futbol.com/primer2016> (23/11/16)

<http://www.resultados-futbol.com/segunda2016> (23/11/16)

Partits Champion

(R.Madrid) <http://es.uefa.com/uefachampionsleague/season=2016/clubs/club=50051/matches/index.html> (13) (23/11/16)

(At.Madrid) <http://es.uefa.com/uefachampionsleague/season=2016/clubs/club=50124/matches/index.html> (13)

(Barcelona) <http://es.uefa.com/uefachampionsleague/season=2016/clubs/club=50080/matches/index.html> (10)

(Sevilla) <http://es.uefa.com/uefachampionsleague/season=2016/clubs/club=52714/matches/index.html>
(6)

Partits Uefa

https://es.wikipedia.org/wiki/Liga_Europa_de_la_UEFA_2015-16
Villareal (9) ; Athletic (8) ; Sevilla (10) ; Valencia (7) (02/03/2017)

[14] <http://www.resultados-futbol.com/segunda2016/grupo1/equipos> (24/11/16)

<http://www.marca.com/2015/07/29/futbol/1adivision/1438191577.html> (24/11/16)

[15]

1ª divisió <http://www.resultados-futbol.com/primeras2016/grupo1/equipos> (13/01/2017)

2ª divisió <http://www.resultados-futbol.com/segundas2016/grupo1/equipos> (13/01/2017)

[16]

http://resultados.as.com/resultados/futbol/primeras/2015_2016/clasificacion/
(13/01/2017)

http://resultados.as.com/resultados/futbol/segundas/2015_2016/clasificacion/
(13/01/2017)

[17]

Champion: <http://www.marcadores.com/futbol/internacional/champions-league/?pagina=calendario> (23/11/16)

<http://www.mundodeportivo.com/futbol/champions-league/20150601/20312963859/la-champions-ya-esta-lista.html> (23/11/16)

Uefa: <http://www.mundodeportivo.com/futbol/champions-league/20150601/20312963859/la-champions-ya-esta-lista.html> (23/11/16)

[18] http://futbol.as.com/futbol/2016/04/14/champions/1460631776_232243.html
(23/11/16)

[19] http://www.uefa.com/MultimediaFiles/Download/competitions/General/02/41/82/56/2418256_DOWNLOAD.pdf (23/11/16) (02/03/2017)

[20] http://www.transfermarkt.es/fc-barcelona/startseite/verein/131?saison_id=2015#subnavi (09/01/17)

[21] http://www.transfermarkt.es/fc-barcelona/startseite/verein/131?saison_id=2015#subnavi (09/01/17)

[22] http://www.transfermarkt.es/fc-barcelona/startseite/verein/131?saison_id=2015#subnavi (09/01/17)

6. Annex

Taula 6.1 Variables

EQUIP	DEUTE	TV	ESPECT	NABON	PABON	BUTAQ	GFITX	IFITX	SALARI	PATRO	NPART	SOCIS	PRESU	102	JCHAM	ICHAM	JUEFA	IUEFA	EDAT	VALOR	SELEC	
Barcelona	546.631	140	1.488.507	85.500	1.097	99.354	143.750	50.100	421,7	35	48	85.000	157,00	1	1	30,5	0	0	27,3	764,5	18	
R. Madrid	619.577	140	1.286.253	64.500	1.840	85.454	85.500	15.650	431,3	30	51	67.000	453,00	1	1	38,5	0	0	26,8	775,8	19	
Atlético	521.226.453	66,9	820.812	46.500	1.080	54.907	136.110	160.000	159,6	11	51	48.000	140,00	1	1	37,5	0	1	16.498.046	27,3	509	16
Villareal	32.138.887	45	325.783	15.087	900	25.000	47.200	36.250	61,5	2,5	47	19.200	25,00	1	0	0	0	1	14.262.761	27,2	172,3	9
Athletic	43.392.153	48	794.684	44.385	987	53.332	8.000	0	53,7	2,5	46	44.385	58,69	1	0	0	1	1	14.262.761	27,2	143,6	4
Celta	44.082.684	33,4	345.887	22.000	669	29.500	16.300	18.500	22,6	1,5	38	23.200	30,00	1	0	0	0	0	26	108,3	10	
Sevilla	78.976	49	644.841	35.000	1.170	45.500	45.000	58.150	105,1	4	54	35.000	100,00	1	1	18,75	1	13.848.973	27,2	214,2	9	
Málaga	48.663.044	41,9	400.322	17.000	1.000	30.044	8.650	46.600	28,7	0	38	22.000	25,70	1	0	0	0	0	26,6	73,2	10	
R. Sociedad	46.010.386	39,9	387.813	27.913	665	32.076	25.100	1.000	56,6	1,3	38	27.913	17,16	1	0	0	0	0	26,6	112,8	4	
Betis	33.958.538	28,2	723.327	40.011	765	45.970	8.850	1.050	39,2	1	38	39.055	22,00	1	0	0	0	0	27,2	63,4	6	
Las Palmas	36.340.969	25	403.716	19.237	990	32.665	4.400	0	18,5	1,6	38	18.500	30,34	1	0	0	0	0	27,7	53,7	0	
Valencia	387.706.131	62	708.225	37.018	1.470	55.000	143.750	50.100	122,8	10	45	37.018	30,00	1	0	0	1	2.111.760	25,5	202,5	7	
Espanyol	181.397.424	35,8	343.520	18.000	810	40.500	3.150	17.700	30,6	5,5	38	25.492	15,80	1	0	0	0	0	28,1	68,7	6	
Eibar	6.710.736	27,5	98.811	4.600	474	6.285	3.500	0	19,1	0,7	38	4.600	40,00	1	0	0	0	0	27	51,5	0	
Deportivo	116.418.839	30	446.142	15.936	590	34.711	8.000	0	17,8	1	38	24.000	20,00	1	0	0	0	0	28,4	61,6	6	
Granada	65.316.386	30,5	312.035	10.500	615	22.524	3.100	10.800	25,3	0,4	38	10.000	30,00	1	0	0	0	0	25,6	60,25	8	
Sporting	31.296.053	26	441.346	17.695	745	30.000	0	0	14,6	0,42	38	22.000	4,50	1	0	0	0	0	26,5	45,8	5	
Rayo	64.054.767	31,8	219.262	9.200	380	14.708	400	0	20,9	0,7	38	10.000	12,00	1	0	0	0	0	27,7	24,25	2	
Getafe	55.078.972	32,6	140.843	10.000	420	14.400	270	4.100	20,7	0,8	38	8.250	18,00	1	0	0	0	0	29,4	23,5	1	
Levante	71.276.965	34,9	271.440	16.000	380	25.354	6.550	0	25,9	2	38	17.000	19,00	1	0	0	0	0	26,5	24,9	1	
Alavés	10.904.950	4,3	240.700	10.680	395	19.840	60	0	4,78	0	42	15.300	8,00	2	0	0	0	0	25,8	46,45	5	
Leganés	1.096.709	4,8	113.285	6.049	175	10.958	0	300	4,6	0	42	8.800	1,30	2	0	0	0	0	26,3	32,2	1	
Gimnàstic	7.644.320	3,5	163.615	6.100	300	14.600	150	0	3,17	0	42	5.600	1,00	2	0	0	0	0	27,6	12,1	3	
Girona	6.646.979	6,7	91.326	5.311	530	9.282	100	300	3,61	0	42	5.500	8,00	2	0	0	0	0	26,6	15,7	1	
Córdoba	15.743.415	7,3	301.022	15.776	540	21.822	500	800	4,42	0	42	15.500	11,00	2	0	0	0	0	28,1	12,3	1	
Osasuna	10.000.000	4,1	301.241	13.563	645	19.800	0	0	4,37	0	42	15.000	24,91	2	0	0	0	0	26,6	27,8	1	
Alcorcón	2.307.090	4,5	55.658	2.400	340	6.000	0	0	5	0	42	3.000	4,80	2	0	0	0	0	26,4	10,2	1	
Zaragoza	94.496.806	5,6	337.949	20.759	1.054	34.596	50	5.000	6,77	0	42	21.000	2,70	2	0	0	0	0	26,9	13	0	
Real Oviedo	18.298.933	3,5	297.961	20.343	350	30.500	0	0	6,09	0	42	20.343	3,40	2	0	0	0	0	29	12,8	1	
Numancia	1.848.186	4,7	68.827	3.700	490	9.025	0	250	4,2	0	42	4.006	5,00	2	0	0	0	0	27,3	9,55	2	
Elche	44.885.715	8,4	196.689	12.750	530	36.540	1.500	7.400	3,05	0	42	25.000	7,71	2	0	0	0	0	27,3	11	0	
Huesca	852.258	3,5	64.997	3.200	325	8.000	0	0	3,25	0	42	4.200	1,06	2	0	0	0	0	28,8	10	2	
Tenerife	18.245.000	4	191.202	8.100	380	22.948	0	0	4,04	0	42	7.000	5,00	2	0	0	0	0	28,2	8,5	2	
Lugo	1.587.539	4,1	78.413	4.800	250	8.168	0	0	4,35	0	42	3.500	3,90	2	0	0	0	0	27	9,3	0	
Mirandés	1.317.852	4,9	72.439	3.700	345	6.500	0	240	4,21	0	42	4.808	3,65	2	0	0	0	0	26,6	9,8	0	
Valladolid	40.139.326	6,7	182.251	11.856	515	26.512	450	750	6,26	0	42	11.856	9,00	2	0	0	0	0	26,4	14,4	2	
Mallorca	50.849.629	4,1	178.319	11.893	175	23.142	640	3.500	6,23	0	42	12.000	15,00	2	0	0	0	0	27,2	12,8	0	
Almería	12.097.058	7,1	164.473	10.832	350	22.000	1.350	2.400	9,77	0	42	12.000	11,00	2	0	0	0	0	27,3	12,7	1	
Ponferradina	1.802.778	5,2	104.845	5.100	310	8.800	0	475	4,18	0	42	4.820	4,80	2	0	0	0	0	27,7	4,45	0	
Llagostera	38.278	4,4	44.057	1.200	300	5.824	0	100	3,85	0	42	400	3,00	2	0	0	0	0	27,2	5,05	0	
Albacete	15.406.847	4,1	140.120	7.800	390	17.000	0	0	3,65	0	42	7.500	1,30	2	0	0	0	0	26	4,95	0	
Bilbao Athletic	43.392.153	3,5	144.660	44.385	987	53.289	0	0	2,4	0	42	41.000	58,69	2	0	0	0	0	21,3	6,75	0	