

# Universidad de Alcalá

## Escuela Politécnica Superior

GRADO EN INGENIERÍA INFORMÁTICA



**Trabajo Fin de Grado**

Aplicación de técnicas de Machine Learning para la predicción de resultados deportivos

ESCUELA POLITECNICA  
SUPERIOR

**Autor:** José Manuel Medrano Martínez

**Tutor/es:** José María Gutiérrez Martínez

2018

# UNIVERSIDAD DE ALCALÁ

Escuela Politécnica Superior

GRADO EN INGENIERÍA INFORMÁTICA

---

## Trabajo de Fin de Grado

“Aplicación de técnicas de Machine Learning para la predicción de resultados deportivos”

**Autor:** José Manuel Medrano Martínez

**Tutor:** José María Gutiérrez Martínez

TRIBUNAL:

Presidente: .....

Vocal 1º: .....

Vocal 2º: .....

FECHA: ..... de ..... de.....

## **Palabras Clave**

Machine Learning, predicción, deportes, futbol, Naive Bayes, Poisson

## **Key Words**

Machine Learning, prediction, sports, football, Naive Bayes, Poisson

## **Resumen Corto**

En este trabajo final de grado (TFG) se pretende investigar las distintas técnicas de aprendizaje automático de la rama de la inteligencia artificial conocida como Machine Learning con el fin de crear un prototipo de aplicación que ponga en práctica las soluciones identificadas para poder determinar si es posible predecir resultados deportivos y con qué índice de acierto.

## **Short Summary**

This final project (TFG) will investigate the different techniques of the field of artificial intelligence known as Machine Learning with the whole purpose of creating an application which puts into practice the identified solutions and determines if it is possible to predict sport results and the accuracy of the hit rate.

# Índice Resumido

<b>Introducción</b>	7
<b>Objetivo</b>	9
<b>Estado del Arte</b>	10
<b>Desarrollo del Proyecto</b>	37
<b>Coste del Proyecto</b>	54
<b>Resumen, conclusiones y líneas futuras</b>	57
<b>Bibliografía</b>	60
<b>Anexos</b>	67

# Índice detallado

<b>1</b>	<b>Introducción.....</b>	<b>7</b>
<b>2</b>	<b>Objetivo .....</b>	<b>9</b>
<b>3</b>	<b>Estado del Arte .....</b>	<b>10</b>
3.1	<i>Capacidad de predicción de los deportes .....</i>	10
3.1.1	Deportes electrónicos .....	14
3.1.2	Fútbol .....	16
3.1.3	Características .....	20
3.1.3.1	Importancia del juego en casa .....	22
3.1.3.2	Importancia de la fecha de la jornada .....	24
3.2	<i>Machine Learning .....</i>	25
3.2.1	Tipos de Machine Learning .....	27
3.2.2	Aprendizaje supervisado.....	28
3.2.2.1	Regresión.....	29
3.2.2.1.1	Regresión Lineal.....	30
3.2.3	Clasificación .....	31
3.2.4	Transformar los datos en probabilidad .....	32
3.2.4.1	El clasificador de Naive Bayes .....	34
<b>4</b>	<b>Desarrollo.....</b>	<b>37</b>
4.1	<i>Datos y características .....</i>	37
4.1.1	Set de Datos .....	37
4.1.2	Representación de los datos .....	39
4.1.3	Carga de datos a la aplicación .....	41
4.2	<i>Aplicación de los algoritmos .....</i>	41
4.2.1	Modelo de Poisson .....	41
4.2.2	Naive Bayes .....	43
4.2.2.1	Naive Bayes con selector de características .....	45
4.3	<i>Interfaz de Usuario.....</i>	45
4.3.1	Casos de Uso.....	46
4.3.2	Características avanzadas .....	52
4.4	<i>Acierto .....</i>	52

<b>5</b>	<b>Presupuesto.....</b>	<b>54</b>
5.1	<i>Coste de recursos humanos.....</i>	<i>54</i>
5.2	<i>Coste material.....</i>	<i>54</i>
5.3	<i>Coste informático.....</i>	<i>55</i>
5.4	<i>Importe total del proyecto.....</i>	<i>56</i>
<b>6</b>	<b>Resumen, conclusiones y líneas futuras.....</b>	<b>57</b>
6.1	<i>Resumen.....</i>	<i>57</i>
6.2	<i>Conclusiones.....</i>	<i>58</i>
6.3	<i>Líneas Futuras.....</i>	<i>59</i>
<b>7</b>	<b>Bibliografía.....</b>	<b>60</b>
<b>8</b>	<b>Anexos.....</b>	<b>67</b>

# 1 Introducción

Hoy en día vivimos en la era digital, o también llamada la era de la información. La recolección de datos ha crecido desde hace años a un ritmo exponencial, cada dos años se dobla la cantidad de datos en el mundo. Sin embargo, se procesa menos del 0.5% de datos [4] y ese porcentaje sigue bajando ya que no somos capaces de procesar datos al ritmo que los obtenemos. El problema de este procesamiento radica en la cantidad y complejidad de los datos (por ejemplo, millones de transacciones de dinero para buscar fraude fiscal), ya que los humanos no somos capaces de extraer información utilizable de ese tipo de datos [4]. Este hecho inequívoco ha fomentado el estudio de distintos campos que hoy en día se han popularizado mucho, uno de ellos es el Machine Learning. Las limitaciones humanas desaparecen si dejamos que el Machine Learning haga el trabajo sucio por nosotros, procesando cantidades enormes de datos complejos y dejando una serie de resultados procesados que somos capaces de analizar.

El Machine Learning (o aprendizaje automático en español) es la rama de la inteligencia artificial que introduce el aprendizaje automático de máquinas a través de un entrenamiento. A pesar de ser un concepto relativamente nuevo, se basa en campos de estudio anteriores como la modelación estadística y o el reconocimiento de patrones. A menudo estos conceptos son confundidos con Machine Learning, y en este proyecto explicaremos las diferencias y similitudes, así como las aplicaciones de Machine Learning.

Las aplicaciones del Machine Learning son variadas y en continuo crecimiento. Algunas de sus principales aplicaciones pueden ser: Motores de búsqueda, reconocimiento del habla o escrito, robótica, previsiones de series temporales... En este proyecto vamos a estudiar la aplicación del Machine Learning en la predicción de sucesos, en concreto en los resultados deportivos.

Tanto la práctica de deportes como la contemplación del deporte son una de las actividades más populares de forma mundial en nuestro tiempo libre, y la repercusión mediática y personal es muy alta. Muchos mercados existen gracias a la popularidad de los deportes y varios de sus grandes atractivos son el derroche de habilidad, su impredecibilidad y la socialización que implica.

La llegada del Machine learning y su capacidad de predicción pone en duda la impredecibilidad de los deportes, y en este proyecto se investiga la combinación de estos dos conceptos para aclarar hasta qué punto el Machine Learning es capaz de predecir con certeza resultados deportivos, si es que es capaz.

Este proyecto supone para mí la aplicación de los conocimientos adquiridos en el grado de ingeniería informática, así como la posibilidad de estudiar un campo tan

novedoso como el Machine Learning del cual siento una profunda curiosidad. Considero que la aplicación de este concepto informático a algo tan conocido y social como los deportes genera un proyecto realmente interesante.

A pesar de que conozco el poder del Machine Learning en aplicaciones de predicción, soy algo escéptico en la capacidad de predicción en los resultados deportivos. Considero que la impredecibilidad natural de los deportes hace muy complicada la tarea, por lo tanto, conseguir índices de acierto que superen de manera consistente la probabilidad estadística será un éxito.

Este proyecto está dividido de la siguiente forma: En la sección del estado del arte se procede al estudio del problema, el cual se divide en el estudio de la capacidad de predicción de los deportes, de los deportes en sí y en las características del fútbol como ejemplo de deporte a predecir. En la segunda sección del estado del arte se estudia la aplicación del Machine Learning a un problema como este. A continuación, en la sección de desarrollo se procede a la aplicación de estos conocimientos del deporte del fútbol para delimitar las características las cuales utilizarán nuestros algoritmos de Machine Learning, en la implementación del modelo de Poisson y de varios modelos de Naive Bayes y en la aplicación la cual permite la utilización de estos algoritmos. Finalmente hablaremos del presupuesto de este proyecto y de las conclusiones extraídas de la realización de este.

Todas las citas realizadas en este proyecto son traducciones literales creadas por el autor de este proyecto, a menos que se especifique lo contrario.



## 2 Objetivo

El objetivo de este trabajo final de grado es realizar una investigación exhaustiva sobre la predicción de los resultados de un deporte con técnicas de Machine Learning. Con esta investigación planeo responder a una serie de preguntas:

- ¿Qué deportes pueden ser predichos?
- ¿Qué tipos de datos necesitamos para predecir un deporte?
- ¿Con qué técnicas de Machine Learning podemos predecir?
- ¿Son aplicables estas técnicas a nuestro problema particular?
- ¿Es posible conseguir un porcentaje de acierto mejor que la probabilidad aleatoria?

Para lograr responder a estas preguntas tengo una serie de objetivos:

- Encontrar un deporte que se pueda predecir para probar la aplicación de técnicas de Machine Learning.
- Estudiar las características de ese deporte y su posible aplicación a algoritmos de Machine Learning.
- Aprender sobre las técnicas de Machine Learning que se pueden utilizar para predecir el futuro.
- Aplicar varias técnicas de Machine Learning al problema particular.

El objetivo final de este trabajo es realizar una aplicación que utilizando técnicas de Machine Learning sea capaz de predecir el resultado de los partidos de La Liga española de fútbol. Se usará la aplicación para obtener una predicción y porcentaje estimado de acierto, valoraremos si este porcentaje es una predicción mejor que el simple azar y realizaremos una valoración de que técnicas han resultado más útiles en esta predicción, su complejidad y velocidad de procesamiento.

## 3 Estado del Arte

Antes de entrar en las formas de predicción y en Machine Learning necesitamos formular nuestro problema adecuadamente. Es importante antes de entrar en detalles técnicos centrarnos en nuestros primeros objetivos. El primer objetivo es saber que deportes pueden ser predichos. Los deportes son espontáneos y están llenos de sorpresas, es común escuchar: “*Este equipo ya no tiene ninguna posibilidad*”. Se dijo de la Roma cuando perdió 4-1 en casa del F.C. Barcelona en la ida de los cuartos de final de la Champions League, sin embargo, a la vuelta el Barcelona perdió contra la Roma 3-0, quedándose otro año fuera de la Champions. ¿Es la suerte el único factor que sentencia un partido, o es una combinación entre suerte y habilidad? Esta pregunta es la primera que nos debemos hacer en este proyecto, pues si la impredecibilidad de los deportes es demasiado alta no podemos formular ningún algoritmo que nos ayude en la tarea de la predicción.

Una vez hayamos discutido la capacidad de predicción de los deportes y elegido un ejemplo sobre el cual podamos trabajar, es necesario explicar el significado de Machine Learning y su aplicación concreta en este problema de predicción.

### 3.1 Capacidad de predicción de los deportes

La respuesta a nuestra primera pregunta es complicada. Después de ver la victoria del Barcelona desaparecer ante nuestros propios ojos en 90 minutos, uno se piensa que esta tarea es imposible, que los deportes son impredecibles e incontrolables. Ciertamente, existen estudios tanto empíricos como teóricos que nos muestran que la impredecibilidad no puede ser evitada [7]. El autor T. Martin (2016) enseña en su trabajo que “*Los límites realistas de los resultados en sistemas sociales restringen drásticamente lo que incluso los modelos con el mejor rendimiento pueden retornar.*” [7]. Sin duda esta es una mala noticia para nuestro estudio, pero eso no significa que no podamos hacer nada al respecto. Desde 2013 las apuestas deportivas tienen una tendencia creciente extremadamente alta. Solo en 2016 crecieron un 22% respecto al año anterior [8]. ¿Cómo es posible que las apuestas deportivas crezcan si los deportes tienen esa naturaleza impredecible? La primera razón es que dentro de todos los modelos predictivos que son buscados por distintos mercados (política, mercados financieros...) las competiciones deportivas son especialmente atractivas por tres razones principales. La primera es que una liga deportiva forma un sistema relativamente aislado, con relativamente poca influencia exterior. Es un sistema estable en el tiempo, con cambios menores de año a año con las mismas condiciones y reglas. La segunda es que los datos disponibles son muy altos y por lo tanto es posible

aprender patrones estadísticos. Finalmente, la popularidad potenciada por la televisión, marketing, y el negocio derivado en las casas de apuestas. [9]

La verdad es que, a pesar del factor de impredecibilidad de los deportes, existe también un factor de habilidad que hace que los resultados no sean enteramente impredecibles. Según la autora R. Aoki (2017), la cual propone y estudia un coeficiente de habilidad ( $\phi$ ) a través del cual estudia los roles de la relativa suerte y habilidad. En su estudio enseña que en la temporada de la NBA (competición de baloncesto) un 35% de las veces el equipo más joven y con más posibilidades de perder gana el partido, por lo tanto, razona el 35% como ese factor suerte que no se puede predecir. Al mismo tiempo en su estudio razona que eliminando un porcentaje de equipos de una competición llega a ser completamente aleatoria, siendo este porcentaje de media aproximadamente un 50% en baloncesto y solamente un 20% en el fútbol [9]. Esto significa dos cosas y nos propone nuestra siguiente cuestión. Significa que el factor suerte existe y está muy presente en los deportes, por lo que predecir deportes es una ardua tarea la cual nos dejara unos porcentajes de acierto relativamente bajos. Sin embargo, también significa que la tarea de predicción, aunque ardua, es posible. Si es posible entonces predecir deportes hasta cierta medida, ¿qué deporte es más fácil de predecir?

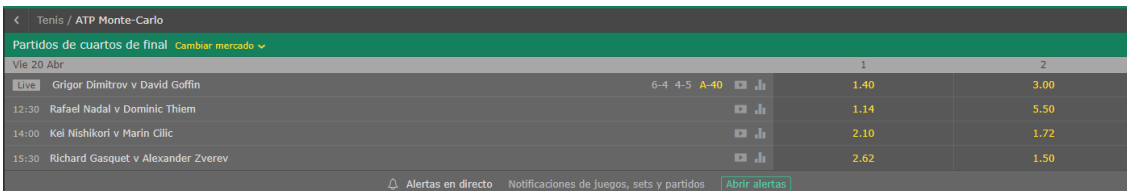
Existen muchos factores que diferencian a un deporte de otro, y esos factores que los hacen deportes distintos también son factores que cambian nuestra relativa posibilidad de predicción [1]. Podemos observar diferencias básicas que harán que un deporte sea teóricamente más fácil de predecir que otro:

- Posible resultado: Según que deporte es posible que el resultado no sea simplemente una victoria o derrota, si no que cabe la posibilidad del empate. Esto significa que partimos de una posibilidad matemática de acertar de un 33.33% la cual tomamos como base, en vez de un 50% si solo se contempla la victoria o la derrota. Los deportes que contemplan el empate están en pura desventaja matemática ante los que no. Esta variable se ve afectada por otras, como el número de puntos, pues si el empate es menos probable que el resto de los resultados cambia la capacidad de predecir el resultado final.
- Deportes de equipo: Dependiendo del número de jugadores en cada equipo la complejidad de la predicción aumenta exponencialmente. Por eso es relativamente más sencillo estudiar y predecir deportes individuales que deportes de equipo, pues el número de variables es mucho menor y el rendimiento puede ser más estable.
- Frecuencia de puntos: Si el deporte consiste en una frecuencia de puntos elevada a lo largo del partido es más sencillo de predecir. El factor suerte no es tan importante pues se suceden muchos puntos y el resultado final no verá muy afectado, mientras que en deportes de bajo número de puntos un solo punto puede decidir el resultado final.
- Corrupción: Existen algunos deportes salpicados por la corrupción que no solo niegan la posibilidad de predicción de un partido comprado, pero desmejoran la capacidad de predicción de los siguientes partidos. Algunos deportes cuentan

con muchos casos de corrupción, por lo cual es mejor no basarse en esos deportes.

- **Importancia Individual:** Si el deporte es individual o se trata de un deporte de equipo en donde un jugador carga con una gran responsabilidad en el equipo el resultado es susceptible de variar dependiendo de factores personales a veces difíciles de predecir.
- **Competiciones paralelas:** Si el sujeto a estudio está participando en varias competiciones al mismo tiempo es probable que su rendimiento baje, ya que es posible que tenga que repartir los recursos entre las distintas competiciones. Este factor es especialmente difícil de considerar ya que las competiciones cambian, y si duran hasta el final como en una eliminatoria son mucho más exigentes.

Estos factores y muchos más son variables a discernir por nuestro modelo de predicción. Según las premisas previas, un deporte relativamente más fácil de predecir sería individual, con una gran frecuencia de puntos sin posibilidad de empate, por ejemplo, el tenis. Como hemos hablado antes, las casas de apuestas están en un auge meteórico y al mismo tiempo aumentando sus ingresos al mismo nivel. Esos ingresos provienen de ratios que ellos mismos modifican para hacer la apuesta atractiva, pero al mismo tiempo poder ganar dinero con las pérdidas de esta. Si asumimos que generalmente estas apuestas tienen ese propósito y no existen apuestas que hagan perder dinero a la casa, podemos utilizarlas para contrastar nuestras hipótesis con datos empíricos. Al analizar los datos de casas de apuestas (Figura 1) podemos ver que el tenis tiene unos ratios relativamente altos (basados en apuestas de resultado final, estos ratios son calculados tomando el dinero obtenido con cada resultado y dividiéndolo entre el número de posibilidades del resultado final) comparado con otros deportes, como por ejemplo el futbol (Figura 2).



Tenis / ATP Monte-Carlo		Partidos de cuartos de final <a href="#">Cambiar mercado</a>	
Vie 20 Abr		1	2
Live	Grigor Dimitrov v David Goffin	1.40	3.00
12:30	Rafael Nadal v Dominic Thiem	1.14	5.50
14:00	Kei Nishikori v Marin Cilic	2.10	1.72
15:30	Richard Gasquet v Alexander Zverev	2.62	1.50

**Figura 1:** Datos de apuestas de resultado final en el torneo de tenis de Monte-Carlo a 20 de abril.

Resultado final <a href="#">Cambiar mercado</a> ▼				
Vie 20 Abr				
21:00	Leganés v Deportivo La Coruña	◀   ▶	2.50	2.87
Sáb 21 Abr				
13:00	Eibar v Getafe	○   ▶	2.05	4.00
16:15	Celta de Vigo v Valencia	◀   ▶	2.70	2.60
Dom 22 Abr				
12:00	Girona v Espanyol	◀   ▶	2.15	3.60
16:15	Málaga C.F. v Real Sociedad	○   ▶	5.25	1.72
18:30	Las Palmas v Alavés	○   ▶	3.10	2.40
20:45	Atlético de Madrid v Real Betis	◀   ▶	1.61	6.00
Lun 23 Abr				
21:00	Athletic de Bilbao v Levante	▶	1.72	5.25

Alertas en directo Notificaciones de goles, resultados y más [Abrir alertas](#)

**Figura 2:** Datos de apuestas de resultado final en futbol (La Liga) a 20 de abril.

Calculando los ratios de los ejemplos de las figuras anteriores el tenis tiene un ratio de recompensa por euro apostado de aproximadamente 2.37€ mientras que el futbol tiene un ratio de recompensa por euro apostado de 2.97€. El ratio de un deporte con tres posibilidades de resultado siempre será más alto que uno con dos posibilidades, pues debe suplir las pérdidas matemáticas de un resultado entre tres. Sin embargo, el ratio recompensa por euro apostado entre las posibilidades de resultado es más alto en el tenis que en el futbol. Esto implica que las casas de apuestas necesitan que el tenis tenga un ratio más alto para tener suficientes apuestas y aun así tener margen de beneficio. Esto contradice las teorías previamente explicadas en este punto, ya que teóricamente el tenis debería ser más fácil de predecir que el futbol, por lo tanto, tener menos ratio de ganancia. ¿Por qué sucede esto?

La respuesta más adecuada es que la predicción de deportes es mucho más compleja de lo que puede parecer a simple vista. Los factores previamente explicados, aunque correctos, no son categóricamente determinantes. En este caso concreto, el tenis resulta ser un deporte con una predicción de resultado complicada. Los jugadores profesionales son sometidos a grandes esfuerzos físicos durante partidos que pueden ser bastante largos. De media un partido de tenis de los mejores jugadores del mundo (según el ranking ATP) dura entre 100 y 120 minutos [2]. Sin embargo, algunas competiciones tienen partidos que duran aún más, por ejemplo, en la competición de Wimbledon 36 partidos han llegado a durar más de 5 horas [3]. Al tratarse de un deporte individual su forma física y mental está bajo una gran presión y da paso a la inconsistencia. Al mismo tiempo, los jugadores suelen tomar la decisión de reservar sus energías para otros partidos más importantes, lo cual baja sus posibilidades de victoria y así mismo, la posibilidad de predicción.

Uno de los deportes que mejor responde a los factores explicados y que es generalmente más conocido por su consistencia es el baloncesto. La gran cantidad de puntos implica que normalmente los empates son menos comunes y la suerte juega un factor más pequeño. El desgaste físico no es tan significativo como en otros deportes gracias al sistema de cambios, a la duración de los partidos y a los descansos. El factor

de jugar en casa ejerce un factor clave del cual hablaremos más adelante, y ayuda a la predicción de los resultados.

En el particular caso del fútbol, a pesar de tener varios factores negativos su fama mundial ha hecho que el estudio del deporte crezca mucho, y al mismo tiempo el estudio sobre la predicción de este. Los equipos no suelen ser tan inconsistentes como se podría dar en un deporte de estos factores, aunque siempre existen las sorpresas. La competición a alto nivel significa que existen partidos complicados de forma continuada.

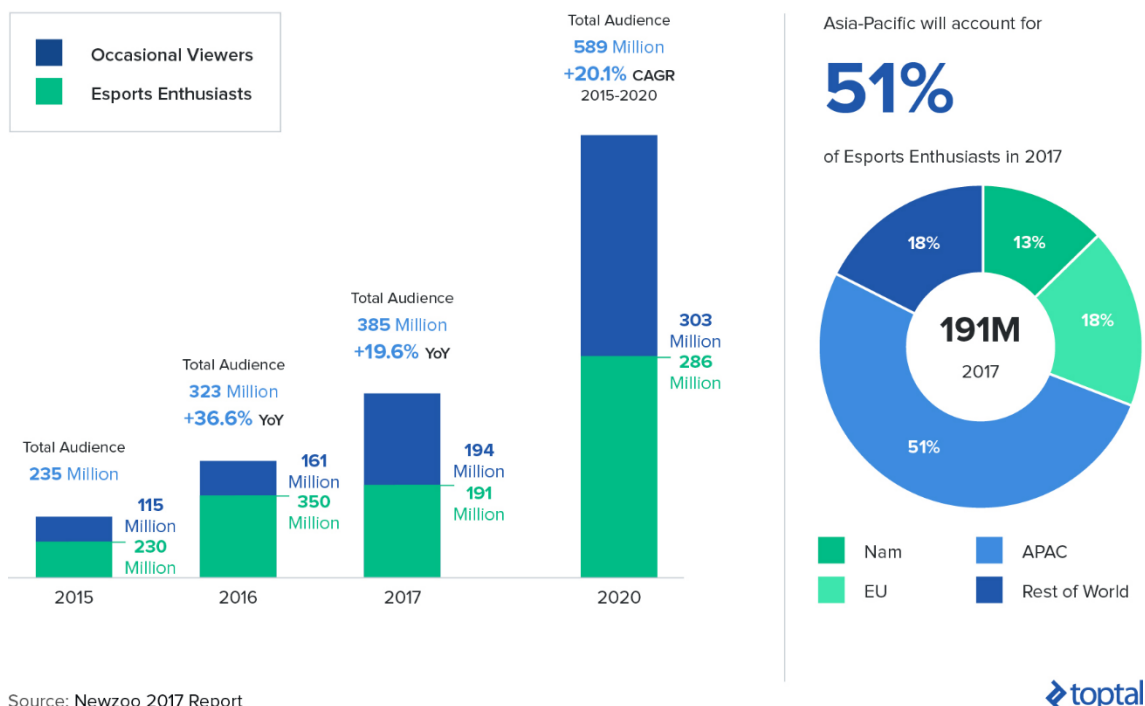
### **3.1.1 Deportes electrónicos**

Este proyecto final está enfocado en la predicción de resultados deportivos, sin embargo, me gustaría hacer un breve paréntesis para hablar de los esports (también llamados deportes electrónicos). Desde hace un tiempo los deportes electrónicos constituyen un punto de debate lleno de controversia, siendo su mayor controversia la pregunta de si se puede considerar esta modalidad de juego electrónico un deporte. A pesar de su enorme popularidad que podría justificar la designación de algunos juegos como deporte, muchos opinan que un deporte electrónico nunca podrá llegar a ser un deporte real, pues no existe esa actividad física que caracteriza a los deportes, sin embargo, los defensores de los deportes electrónicos argumentan que se puede considerar un deporte al necesitar “planificación cuidadosa, medida del tiempo precisa y ejecución hábil”. Actualmente se han dado algunos pasos para empezar a categorizar y promover los deportes electrónicos, por ejemplo, en Francia se están dando pasos para regular y reconocer el deporte electrónico, América ya ha expendido varios visados a jugadores de esports profesionales dedicados a “Atletas internacionalmente reconocidos”. Incluso el comité olímpico ha dejado la puerta abierta a reconocer los esports competitivos como una actividad deportiva, con un entrenamiento y habilidad posiblemente comparables a atletas de deportes reconocidos actualmente.

Podamos hablar de los esports como un deporte o no, su popularidad es innegable y su crecimiento exponencial. Como podemos ver en la Figura 3 el crecimiento de los últimos años de los deportes electrónicos solo nos confirma su entrada indiscutible en la sociedad electrónica. Los recursos que se designan a el apartado competitivo de estos juegos también han crecido en la misma medida, la competición internacional de 2017 para el juego conocido como “Dota 2” otorgó la cifra de \$24,787,916 en premios. Los equipos profesionales están empezando a crear sus propias subsecciones de esports, otorgando a veces salarios de más de \$300,000 al año a varios jugadores.

### Chart 4: Esports Audience Growth

Global | For 2015, 2016, 2017, 2020 | Q1 2017



Source: Newzoo 2017 Report



**Figura 3:** Crecimiento en audiencia de los esports y el crecimiento estimado de audiencia (gráfico izquierdo). Gráfico sobre las regiones que constituyen la audiencia total de los esports en el mundo en 2017 (gráfico derecho).

Es lógico que, viendo la creciente popularidad de los esports, el mercado crezca acorde. Se estima que en 2018 la economía de los esports crezca hasta situarse en los \$905.6 millones de dólares [12]. Varias casas de apuestas ya han empezado a mostrar su interés en añadir a los deportes electrónicos más famosos dentro de sus apuestas.

A pesar de ser esencialmente muy distinto a otros deportes físicos tratados en el punto anterior, la capacidad de predicción no es muy distinta. Para ayudar a explicar este punto me voy a centrar en uno de los juegos con competición a alto nivel más famosos actualmente, llamado “League of Legends”. En este deporte electrónico se baten en duelo dos equipos constituidos por 5 jugadores (y generalmente un entrenador) y que ocupan roles distintos en la partida. Al principio de la partida se lleva a cabo una selección de campeones, en donde cada jugador debe prohibir un campeón (un personaje con habilidades únicas al que controlar). Suele existir una sinergia especial entre varios campeones que ayudan al propósito global del equipo (en

comparación a los deportes tradicionales podría compararse a el alineamiento del equipo en futbol). El entrenador está presente con el equipo y les ayuda a elegir la mejor combinación posible. Finalmente, el juego empieza y el objetivo es acabar con el nexo rival, el objetivo final. En el transcurso del juego existen objetivos intermedios que hacen más fácil la llegada a este objetivo final. A pesar de que estos objetivos pueden ser distintos y extraños a cualquier persona que desconozca las mecánicas del juego, es extrapolable a otros deportes. En el futbol a pesar de que el objetivo final es acabar con más goles que tu adversario, es inteligente planear un equipo con una serie de potencial defensivo como ofensivo, controlar la posesión del balón, hacer tiros a puerta, conseguir que te hagan faltas...

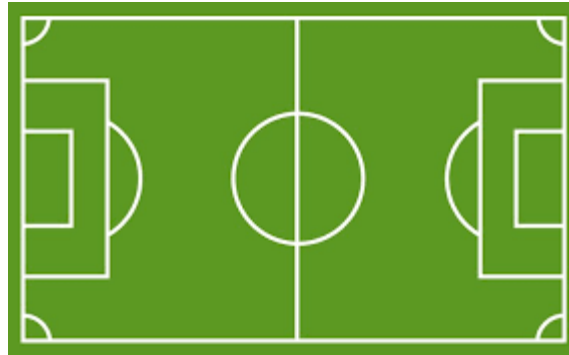
Por lo tanto, a pesar de tener naturalezas completamente distintas, igual es posible adaptar los modelos predictivos de los deportes tradicionales a los deportes electrónicos. Un estudio más profundo de los deportes electrónicos y su capacidad de ser adaptados a modelos predictivos es interesante.

### **3.1.2 Fútbol**

El objetivo de este proyecto de final de grado es investigar la posibilidad de utilizar Machine Learning para predecir resultados deportivos. Como hemos visto en el apartado 3.1 el futbol es un deporte complicado de predecir, con alta competitividad y con una cantidad de datos acumulada muy grande. Considero que para el objetivo de este proyecto de investigación el fútbol nos proporcionaría una base interesante. Si es posible predecir deportes, el fútbol sería (relativamente) uno de los más complicados. Por lo tanto, si conseguimos predecir resultados futbolísticos, podemos extrapolar estos resultados a otros deportes más sencillos de predecir. Contamos además con unos factores muy útiles en el futbol, como que las reglas del futbol han cambiado muy poco en los últimos años, contrastado por ejemplo con el hockey hierba. Al mismo tiempo tenemos una gran cantidad de datos, tanto espaciales como temporales. También contamos con bastante homogeneidad en las ligas más importantes de fútbol, donde es fácilmente discernir equipos más habilidosos.

El futbol es un deporte de equipo que se juega en un campo de futbol (Cancha de césped rectangular (Figura 4) de 90x45 m o hasta de 120x90 m) de 11 jugadores contra 11 jugadores. Se juega con una pelota esférica con una circunferencia no mayor a 70 cm y no inferior a 68 cm, y un peso no superior a 450 g y no inferior a 410 g al comienzo del partido. La principal regla del futbol es que los jugadores nunca deben tocar el balón con las extremidades superiores del cuerpo, así que generalmente se juega con los pies.





**Figura 4:** *Cancha de fútbol, las porterías se encuentran a ambos extremos, mientras que los rectángulos de los extremos se corresponden al área chica y grande.*

Un partido de fútbol dura 90 minutos, dividido en dos partes de 45 minutos. La misión de ambos equipos es marcar más puntos (llamados goles) en la portería del rival, la cual está protegida por un jugador especial llamado guardameta y al cual se le permite el uso de las manos y brazos dentro de su propia área (Figura 4). Los goles son escasos y no se producen en todos los partidos, de media en la temporada de La Liga Española de 2006/2007 se marcaron 2.48 goles por partido. [10] Normalmente los goles suelen ser marcados con un golpe del pie al balón llamado tiro o remate. El contacto físico entre jugadores para quitar el balón el uno al otro está permitido, aunque existen una serie de reglas que limitan ese contacto. Si se considera que ese contacto físico es antirreglamentario el árbitro es el encargado de pitar una falta, en donde el juego se detiene y el equipo del jugador al cual le han producido esta falta juega el balón de nuevo desde el punto en el cual se produjo la falta. En casos especiales, normalmente si el contacto físico es peligroso para la integridad física del jugador, al árbitro puede sacar una tarjeta al jugador que ha producido esa falta. La tarjeta puede ser amarilla o roja. Si es roja, o el jugador acumula dos tarjetas amarillas, el jugador es expulsado del partido y el equipo se ve forzado a jugar con un jugador menos.

En cada país existe un gran número de clubes de fútbol, en el fútbol español hay 11.666 clubes que constan en total de 52.421 equipos (datos a 30 de junio de 2014) [11]. Sin embargo, estos clubes están organizados en un sistema de ligas de España y en una competición por clubes. La máxima competición de clubes en España es oficialmente denominada como Campeonato Nacional de Liga de Primera División (y comúnmente denominada como La Liga) y es, junto a la Segunda División, una de las dos únicas categorías con estatus profesional en España. Es una competición especial pues en comparación de otras formas de competición como la UEFA Champions League (que sigue un proceso de rondas y partidos clasificatorios) La Liga emplea un sistema de puntos para clasificar a los equipos, y ninguno es descalificado (Aunque los 3 equipos que al final de la temporada tengan menos puntos son descendidos).

Es una de las mejores competiciones que podemos evaluar por su uniformidad. La liga española la juegan 20 equipos (mientras que la Segunda División es jugada por 22). El formato de encuentros es el siguiente:

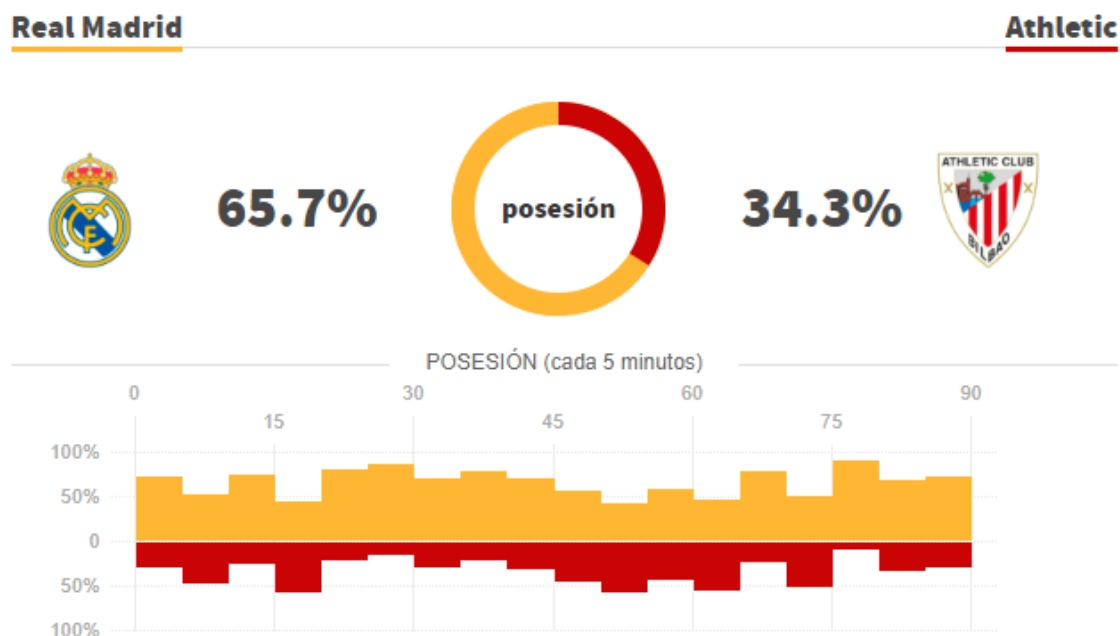
Los 20 equipos se enfrentan todos contra todos en 2 ocasiones. Una ronda de encuentros entre equipos constituye una jornada, y por lo tanto al final de la temporada se habrán disputado un número de 38 jornadas. Generalmente y con excepciones de calendario se juega un partido cada fin de semana, un equipo o bien juega en su propio estadio contra un equipo visitante, o bien juega en campo contrario, pero al final de la temporada se habrá disputado el mismo número de partidos fuera de casa que en casa, por lo tanto, con cada equipo se habrá jugado un partido en casa y otro en casa contraria. Esta repetición de partidos se hace en lo que se conoce como la segunda vuelta, pues después de 19 jornadas se repiten los partidos, pero se hacen en el campo opuesto al que se jugó en la primera vuelta.

El sistema de puntuación funciona con puntos dados dependiendo del resultado final. Si el equipo gana (relativo a los goles marcados y recibidos) al equipo contrario, reciben 3 puntos. Si los goles marcados son iguales, es un empate y ambos equipos reciben un punto. Quien tenga más puntos a final de temporada se proclama ganador de la competición.

Después de esta breve introducción al fútbol podemos empezar a discernir algunas variables que claramente nos indican un mejor o peor rendimiento de un equipo. La más obvia (aunque quizás no sea la más justa) son los goles. Podríamos asumir que si un partido ha acabado 3-0 el equipo local (el cual siempre se muestra a la izquierda en un resultado de fútbol) ha sido el claro ganador y que además ha conseguido un rendimiento mucho mejor que el equipo contrario, el cual se reflejaría en el resto de estadísticas del partido, como remates, posesión... Vamos a tomar las estadísticas de un partido concreto, en este caso el partido Real Madrid – Athletic de La Liga 2017-18, y razonar cual sería el resultado de acorde a esas características:

	Real Madrid	Athletic Club
<i>Posesión</i>	65.7%	34.3%
<i>Remates a Puerta</i>	10	2
<i>Remates Fuera</i>	11	2
<i>Remates al Poste</i>	1	1
<i>Pases profundos</i>	7	1
<i>Intervenciones del Portero</i>	1	9
<i>Tarjetas Amarillas</i>	2	4
<i>Faltas Recibidas</i>	19	5
<i>Balones Perdidos</i>	146	127
<i>Balones Recuperados</i>	66	57

**Tabla 1:** Estadísticas del partido Real Madrid – Athletic de La Liga 2017-18



**Figura 5:** Gráfico de Posesión del balón del partido Real Madrid – Athletic de La Liga 2017-18

Si nos fijamos en el gráfico de la Figura 5 podemos ver como el equipo local (en este caso el Real Madrid) tiene una posesión global de 65.7%, que indica que el balón estuvo en el poder del equipo mucho más tiempo del que estuvo en la posesión del contrario. Si comparamos las estadísticas de la Tabla 1 podemos ver como el equipo local tuvo muchos más remates y ocasiones que el equipo visitante. Lo lógico sería que estas estadísticas se tradujeran en goles y por lo tanto en una victoria clara del equipo local. La realidad es que el partido acabó 1-1. Que suceda algo parecido en otros partidos no es raro, en realidad es una de las virtudes del fútbol al tener tan pocos goles y tanta competitividad. El fútbol es un claro ejemplo del factor suerte del cual hemos hablado en el apartado 3.1. Esta inexactitud es un problema grave para nuestro modelo predictivo y en el lenguaje del Machine Learning se conoce como ruido, el cual explicaremos en profundidad en el apartado de Machine Learning.

Por lo tanto, si nuestras estadísticas no se traducen en resultados directos, ¿cómo podemos predecir de forma válida? Esta pregunta debe ser resuelta con una combinación de dos respuestas, la primera respuesta será la relación (o la omisión de relación) que pueda hacer nuestro algoritmo y modelo predictivo, la cual veremos más adelante en el apartado de Machine Learning. La segunda respuesta es: Con los datos correctos y el suficiente número de datos. Normalmente para hacer un entrenamiento válido con el cual un algoritmo sea capaz de generalizar y predecir se utiliza un 90% de los datos como entrenamiento. Esto lo veremos bajo el apartado de entrenamiento en Machine Learning. Lo que queda por encontrar en nuestro problema específico es que datos son los que nos pueden ayudar a predecir el resultado final, este conjunto de datos se llama en el lenguaje del Machine learning como características (features en inglés).

### 3.1.3 Características

Como hemos tratado en el apartado anterior, múltiples variables de un partido pueden ser utilizadas para mejorar nuestro porcentaje de predicción. Algunos ejemplos de estas variables son:

- Goles a favor
- Goles en contra
- Equipo local o visitante
- Faltas recibidas y cometidas
- Número de tarjetas
- Tiros totales
- Remates a puerta
- Intervenciones del portero
- Posesión del balón

- Recuperaciones y pérdidas de balón
- Capacidad de ataque o defensa
- Estado del ánimo del equipo
- Estado físico del equipo
- Estado de jugadores particulares
- Esquema de juego

Todas estas variables y muchas más pueden ser utilizadas por un modelo, pero eso no significa que deban ser utilizadas. Al mismo tiempo, no todas las variables se pueden representar fácilmente en un vector de características para nuestro modelo, por ejemplo, es sencillo recoger los goles en contra o a favor, es relativamente sencillo saber el porcentaje de posesión de un partido gracias a las nuevas tecnologías, pero es casi imposible valorar numéricamente o categóricamente el estado anímico de un equipo o de un jugador en concreto. Valores incorrectos en nuestro set de entrenamiento solo añadiría ruido a nuestro modelo, y precisamente en esta aplicación en concreto es lo que pretendemos evitar a toda costa. Entonces, ¿qué variables debemos añadir a nuestro modelo y que variables deberíamos evitar?

La solución se presenta de dos formas, la primera es la selección manual de varias de estas características, en donde el resultado final en goles y diferenciar entre el equipo local y visitante serán características claves del modelo. La segunda solución, más acertada pero más complicada es la implementación de un selector de características en nuestra construcción del modelo. Selección de características (Feature selection) se conoce en Machine learning como el proceso de seleccionar un subconjunto de características pertinentes (variables, predictores) para su uso en construcción de modelos. Las técnicas de selección de las características son utilizadas por cuatro razones:

- Simplificación de modelos con el fin de hacerlas más sencillas de interpretar para los usuarios/investigadores.
- Tiempo de entrenamiento más corto.
- Para evitar la maldición de la dimensionalidad (cuando aumenta la dimensionalidad, el volumen del espacio aumenta exponencialmente haciendo que los datos disponibles se vuelven dispersos, lo cual es un problema para obtener resultados estadísticos fiables).
- Mejor generalización para reducir “overfitting” (Un modelo que sufre de overfitting es un modelo estadístico que contiene más parámetros de los que pueden ser justificados por los datos) [13]

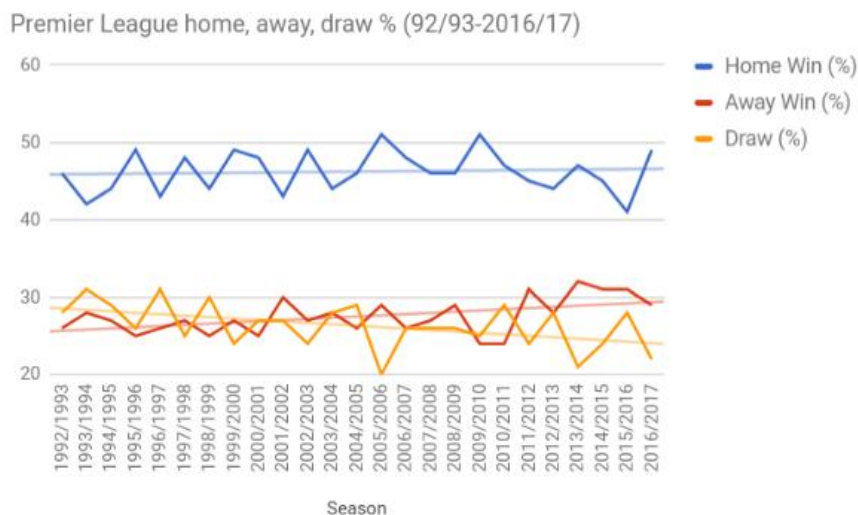
### 3.1.3.1 Importancia del juego en casa

La diferencia entre jugar en casa o de visitante en los deportes (incluido el fútbol) es muy alta, y nos proporciona una gran ventaja a la hora de predecir el resultado de un partido. Este hecho ha sido estudiado por muchos investigadores, y a pesar de que la razón real no llega a ser del todo clara hay varios factores que pueden desembocar en la realidad de que este hecho se produce de forma clara. El autor R. Pollard (2008) identifica varios factores que pueden ser concluyentes en este hecho. El primer factor y el más obvio y probablemente significativo es la presión de la afición. Según el autor, el factor de número de personas en la afición no es determinante para la ventaja del equipo local (o desventaja del equipo visitante). Este factor también es posible que esté relacionado con el favoritismo del árbitro con el equipo local. A pesar de que el árbitro debe ser un ente imparcial en el partido, existe una evidencia abrumadora de que las decisiones de los árbitros favorecen al equipo local. Esto fue sugerido por primera vez al analizar la frecuencia de las tarjetas disciplinarias y otras decisiones arbitrales. La parcialidad fue luego demostrada en un entorno de laboratorio y, posteriormente, volviendo a las juzgar las decisiones de los árbitros después de controlar cuidadosamente los factores de confusión [14]. Un factor psicológico que es considerado en el estudio de la ventaja local es la territorialidad. El autor explica: “Se sabe que los humanos y los animales responden a un ataque real o invasión percibida de su territorio de origen y parece razonable suponer que esto podría ser un factor en la ventaja de jugar en casa... La evidencia fue producida más tarde mostrando que los jugadores locales experimentan un aumento en los índices de testosterona antes de un partido. Posteriormente se ha demostrado que los equipos que juegan en países o ciudades específicas o regiones dentro de los países, a menudo aisladas y con una historia de conflicto, han aumentado la ventaja tal vez debido a un mayor sentido de la territorialidad”. Finalmente, otro factor que puede influir en la ventaja local es la propia regulación de su campo y entorno. Los equipos poseen un margen de maniobra en la normativa establecida por la federación, algún ejemplo son las dimensiones del campo, la disposición de los asientos en las gradas... Un caso conocido fue cuando el Atlético de Madrid jugó con el césped casi a la altura límite regulada en uno de sus partidos en propio campo contra el F.C. Barcelona para limitar la velocidad de su juego.

Sea cual sea la razón exacta de la ventaja en casa, los datos no mienten. Como ejemplo podemos observar los datos estadísticos de la liga inglesa (llamada Premier League) en la temporada 2016/2017 [15]:

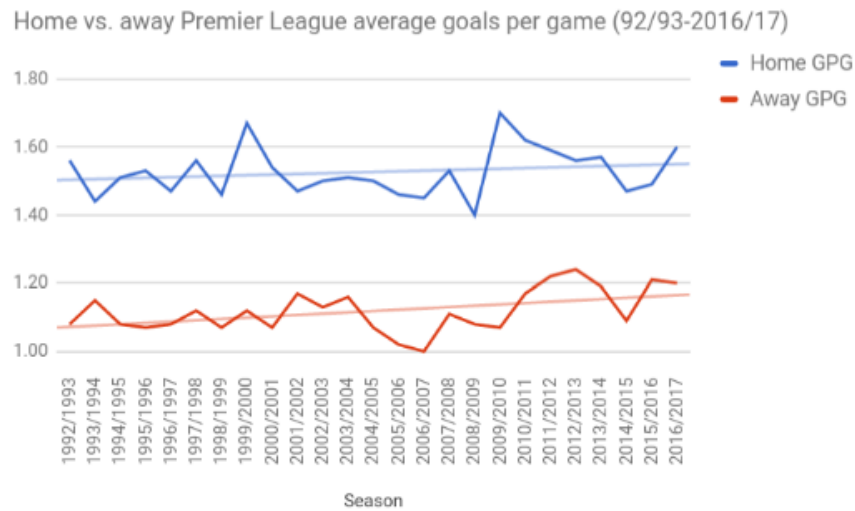
- 607 goles en casa
- 457 goles fuera de casa
- 49.2% de los partidos ganados por el equipo local
- 28.7% de los partidos ganados por el equipo visitante
- 22.1% de los partidos acabados en empate

Estos datos no son particulares de esta temporada, con leves variaciones se da la misma diferencia entre jugar en casa o como visitante a lo largo de los años, como podemos ver en el gráfico 1.



**Gráfico 1:** Porcentaje de victorias locales (en azul), porcentaje de victorias visitantes (en rojo) y porcentaje de empates (en amarillo) en la Premier League desde la temporada 1992/93 hasta la temporada 2016/17

En el gráfico superior podemos ver una tendencia creciente en las victorias de equipos visitantes, mientras que la tendencia de los empates es decreciente. Es posible que la competencia creciente en las ligas de más alto nivel del mundo y la depuración de las tácticas y habilidades deportivas sea el responsable de que los equipos intenten jugar para conseguir una victoria antes que quedarse con un empate. De todas formas, el porcentaje de victorias en casa permanece prácticamente invariado. Este factor es directamente proporcional con los goles en casa, como podemos ver en el gráfico 2.



**Gráfico 2:** *Ratio de goles por partido como equipo local (en azul) y como equipo visitante (en rojo) en la Premier League desde la temporada 1992/93 hasta la temporada 2016/17*

Igual que en el gráfico 1 en el grafico superior podemos ver una tendencia creciente de los goles fuera de casa (a pesar de que también existe una tendencia leve creciente de los goles fuera de casa). Sin embargo, la diferencia entre el ratio de goles por partido como local o como visitante sigue siendo muy significativa.

Esta ventaja como equipo local será clave para poder predecir el resultado de los partidos en nuestro modelo, por eso vamos a poder ver continuamente la diferencia y la separación de datos entre los datos producidos como equipo local y como equipo visitante.

### 3.1.3.2 Importancia de la fecha de la jornada

El resultado de los equipos es más errático dependiendo de las jornadas que evaluemos, y es un factor que debemos tener en cuenta a la hora de interpretar nuestros datos, especialmente si tomamos algunas de las jornadas más conflictivas como nuestro set de prueba (datos con los que contrastamos nuestro modelo predictivo, hablaremos de ello en el apartado de Machine Learning) para el modelo predictivo.



Las jornadas más conflictivas suelen darse en las 5 primeras jornadas y en las 5 últimas. Esto se debe a varios motivos. Las primeras jornadas de una liga suelen empezar después de un parón en verano en donde se suceden cambios de jugadores en el equipo, cambios de entrenadores y cuerpo técnico, algunos jugadores pierden forma física que a veces no pueden recuperar a tiempo durante la pretemporada... Especialmente los equipos más conocidos generalmente hacen una pretemporada en varios lugares del mundo, lo que a veces inhabilita a los jugadores a coger una buena forma física y mental. Todos estos cambios y esfuerzos hacen que se produzcan sorpresas en las primeras jornadas hasta que los equipos encuentran su forma.

En las últimas 5 jornadas es cuando el equipo puede estar en más baja forma, puede tener varios partidos importantes de otras competiciones y puede producir que bajen la competitividad en los últimos partidos de la liga. En los últimos partidos puede ser que matemáticamente algunos equipos ya tengan la puntuación que desean o que no se jueguen nada, y a pesar de la naturaleza competitiva de esta competición en concreto, la concentración y el derroche físico nunca es el mismo.

Por estos motivos, generalmente los resultados de predicción son ligeramente más altos en el resto de la temporada, en comparación a los resultados de predicción del principio y final de la temporada.

## 3.2 Machine Learning

Para continuar debemos recordar la última pregunta que debíamos resolver: ¿Cómo podemos predecir de forma válida? Como respondimos previamente, era una respuesta de dos partes. Con los apartados previos hemos resuelto que datos son los correctos en nuestro problema y las características que necesitamos. En este apartado trataremos la segunda parte de nuestra respuesta, la relación (o la omisión de relación) que pueda hacer nuestro algoritmo y modelo predictivo con las características ya explicadas. También hemos ido introduciendo vocabulario y conceptos que es necesario explicar.

Empecemos con una clara definición de Machine Learning. Se define Machine Learning (en español "Aprendizaje automático" o "Aprendizaje de máquinas") como una rama de la inteligencia artificial cuyo objetivo principal es desarrollar técnicas que permiten a las máquinas aprender (en este caso aprender significa mejorar de forma progresiva el rendimiento en una tarea concreta) con unos datos de forma autónoma y sin estar programado de forma explícita. El término fue creado en 1959 por Arthur Samuel. El Machine Learning ha nacido del estudio del reconocimiento de patrones, la teoría de aprendizaje computacional y la inteligencia artificial. Por lo tanto, el Machine Learning estudia la construcción de algoritmos que pueden aprender y hacer

predicciones basados en datos. Así mismo, el Machine Learning está estrechamente relacionado y a menudo solapa con la modelación estadística (“Computational Statistics”). Según el autor L. Breiman (2001) “La modelación estadística es la formalización de la relación entre variables en la forma de ecuaciones matemáticas” [5]. Básicamente es la definición de lo que estamos haciendo en los algoritmos de Machine Learning, encontrar la relación entre nuestros datos y una predicción utilizando una serie de ecuaciones matemáticas. En estos últimos años las fronteras de ambas ramas se han diluido entre ellas mismas, aprendiendo la una de la otra y finalmente es complicado hablar de una de ellas sin estar tratando un tema conjunto. Este no es el único campo con el cual a veces Machine Learning se junta, se intercambia o confunde. Se utiliza el campo de la optimización matemática continuamente en sus algoritmos, o se confunde con el Data Mining (en español “Minería de datos”), en donde este campo se enfoca en el análisis exploratorio de datos y es conocido por su aprendizaje no supervisado (del cual hablaremos más adelante), ya que el Machine Learning también puede ser no supervisado.

S. Marsland (2015) explica de forma más exhaustiva este punto en su libro *Machine Learning: An Algorithmic Perspective*: “Una de las características más interesantes del Machine Learning es que se encuentra en el límite de varias disciplinas académicas diferentes, principalmente ciencias de la computación, estadística, matemáticas e ingeniería. ... el Machine Learning generalmente se estudia como parte de la inteligencia artificial, lo que lo coloca firmemente en la informática ... entender por qué estos algoritmos funcionan requiere una cierta cantidad de sofisticación estadística y matemática que a menudo falta en los estudiantes de informática” [4]. A pesar de mi profundo desacuerdo con la última declaración, el autor expresa de forma clara la naturaleza polifacética del Machine Learning, mientras que al mismo tiempo razona la complejidad inicial del estudio del Machine Learning al componerse de muchas subciencias y no de una sola.

Así pues, ¿Cómo podemos entender que es el Machine Learning desde un punto de vista técnico e informático? Uno de los ejemplos más extendidos de la aplicación de Machine Learning es un filtro de emails. Desde una perspectiva informática, como desarrollador, el primer paso sería coleccionar un número de emails. Buscaría patrones en esos emails, patrones en los emails que son spam y en los emails que no. Creeríamos una serie de heurísticas que se adaptasen a estos emails, mientras que programaríamos los casos especiales dados por los emails más especiales. De vez en cuando recibiríamos un email que nos haría darnos cuenta de un nuevo patrón olvidado en su momento. Un proceso de Machine Learning se ha dado en esta situación, simplemente que el proceso no se ha dado por el ordenador, si no por el programador. Este programa llevaría mucho trabajo, mucho mantenimiento y además solo sería tan bueno como la capacidad de abstracción de patrones del programador (Además de seguir la mala práctica llamada “Hard-coding” donde se programan las cosas directamente y cualquier pequeño cambio implica cambios en el código fuente). Aquí es donde entra el Machine Learning. Todo este previo proceso puede ser automatizado.

T. Michel (1997) habla de una mejora automatizada en su libro “Machine Learning” en donde nos da una base importante para entender el proceso que ejecuta el Machine Learning: “Se dice de un programa de ordenador que aprende de una experiencia **E** respecto a una clase de tareas **T** y evaluado con un rendimiento **R** si su rendimiento en las tareas **T**, como se evalúa en **R**, mejora con la experiencia **E**.” [6]. Si continuamos con nuestro ejemplo los emails que hemos coleccionado son nuestros ejemplos (**E**). La tarea (**T**) es un problema de toma de decisiones (llamado clasificación, del cual hablaremos más adelante) de marcar cada email como spam o no. Nuestro rendimiento (**R**) sería un porcentaje de acierto de clasificación de emails.

Para empezar a utilizar terminología más adecuada, este programa de toma de decisiones es un entrenamiento. El set de entrenamiento serían nuestros emails, mientras que nuestro programa es llamado modelo.

Después de este ejemplo creo que podemos entender la definición y propósito del Machine Learning mucho mejor, sin embargo, solo hemos arañado la superficie de la capacidad del Machine Learning.

### **3.2.1 Tipos de Machine Learning**

En el ejemplo del apartado anterior hemos hablado de un problema de clasificación, y ahora vamos a hablar que significa eso. Para tratar un problema de machine learning no solo hemos de fijarnos en la solución que podemos programar en un modelo, si no en los datos que tenemos. Como hemos hablado en la introducción, tenemos una cantidad de datos exagerada, y esa es la magia del Machine Learning, pero al mismo tiempo puede ser su maldición. El set inicial de datos en bruto puede ser redundante, demasiado grande para ser tratado o partes pueden ser simplemente inútiles. Un común paso preliminar en muchas aplicaciones de Machine Learning consiste en una preselección de características (features en inglés), o incluso la construcción de un nuevo set de características que faciliten el aprendizaje. Este vector numérico de características es muy útil en varios tipos de Machine Learning.

Como ya hemos tratado antes, si definimos el proceso de aprendizaje como un progreso en una tarea a través de una experiencia deberíamos preguntarnos como el programa conoce si ese progreso existe y si está mejorando o puede seguir mejorando. Existen distintas respuestas a esta pregunta, y cada respuesta es un tipo distinto de Machine Learning. Por ejemplo, podemos dar al programa la respuesta correcta al problema, con la esperanza de que una vez que hayamos dado esa respuesta varias veces, el programa pueda deducir la respuesta correcta la siguiente vez que le preguntemos. De forma alternativa, podemos decir al programa si esa respuesta es correcta o no, evitando darle la respuesta en sí, de forma que el programa tiene que

buscar el mismo la respuesta. También podemos calificar como de correcta es la respuesta, en vez de binariamente darle un correcto o incorrecto. Finalmente, es posible que ni siquiera sepamos si la respuesta es correcta, o es posible que no nos importe si es correcta o no y solo queremos saber lo que el algoritmo ha encontrado en común.

Todas estas distintas respuestas a nuestra pregunta nos indica una forma de clasificar los distintos algoritmos que podemos utilizar en Machine Learning:

- Aprendizaje supervisado: A partir de una serie de datos de entrenamiento, (normalmente ejemplos que consisten en pares de objetos, los datos de entrada y el resultado correcto) el algoritmo generaliza una forma de responder correctamente a todas las entradas que le demos.
- Aprendizaje no supervisado: Se distingue del aprendizaje supervisado ya que no hay un conocimiento a priori de la respuesta correcta, así pues, solo es tratado un conjunto de entrada. Las entradas que tienen cosas en común son categorizadas juntas. Este tipo de aprendizaje se corresponde al método estadístico de estimación de densidad.
- Aprendizaje por refuerzo: Uno de los aprendizajes más conocidos que también es conocido como aprendizaje por ensayo y error. La máquina aprende observando el mundo que le rodea y cómo cambia dependiendo de sus acciones, pues el algoritmo indica si la respuesta es correcta, pero no como llegar a ella.
- Aprendizaje evolutivo: La evolución biológica puede ser vista como un proceso de aprendizaje, los mejores sobreviven mientras que los peores no son capaces de continuar sus líneas evolutivas. Este aprendizaje utiliza una idea de resistencia, la cual refleja como de buena es la solución.

Es importante destacar que no existe una única solución para un problema. Un problema puede ser tratado con múltiples soluciones, así como distintos aprendizajes, y es posible que con distintos aprendizajes se llegue al mismo resultado.

### **3.2.2 Aprendizaje supervisado**

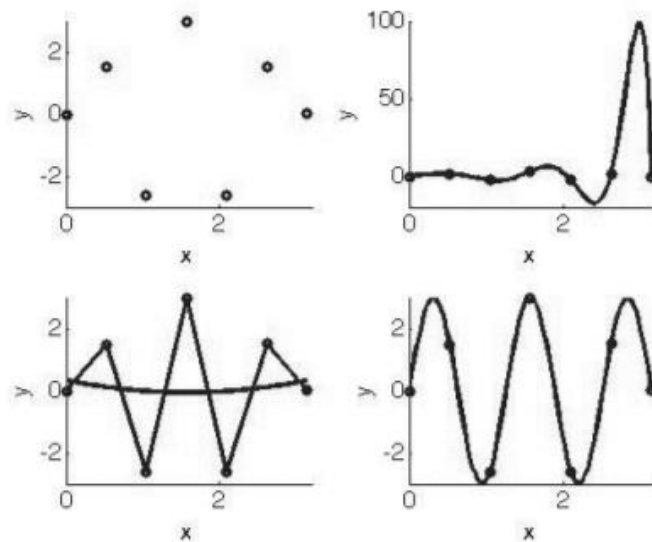
Si nos centramos en el propósito de este TFG, el problema planteado es un claro ejemplo de aprendizaje supervisado. Disponemos de un set de datos (datos de entrenamiento) donde tenemos datos de entrada y una serie de respuestas a lo que nuestro algoritmo debe producir. En este caso concreto, al entrenar a nuestro modelo, tenemos los dos equipos enfrentados, un vector de características (un conjunto de características procesadas a partir de nuestros datos en bruto) y finalmente la respuesta

a la pregunta de cuál es el resultado final del partido. La clave de este aprendizaje es la generalización. El algoritmo creado debería ser capaz de producir una salida adecuada a un caso que no se haya encontrado en un entrenamiento. Sin embargo, podemos empezar a ver las nubes negras en la aplicación de este aprendizaje a nuestro problema, esas nubes negras es lo que se conoce como ruido en Machine Learning. El aprendizaje debe ser capaz de tratar con el ruido, que son inexactitudes en los datos que presentamos en el aprendizaje. Pero parte de la gracia del fútbol son esas inexactitudes, es que un partido decantado a favor de un equipo pueda resultar en la victoria del otro, esa imposibilidad de afirmar categóricamente el ganador de un partido. Sin embargo, eso no significa que sea imposible de entrenar, pues la diferencia entre equipos existe. Simplemente significa que ese pequeño ruido que se pueden encontrar en problemas más comunes en nuestro caso es más complicado de tratar. Vamos a hablar de soluciones más específicas.

### 3.2.2.1 Regresión

Supongamos que tenemos una serie de datos  $(x_i, y_i)$  representables en un entorno de dos dimensiones, cada dato tendría una representación con un valor  $x$  y con un valor  $y$ . Ahora supongamos que nos entregan un dato  $x$ , pero no sabemos el dato  $y$ . Además, no tenemos ningún dato en  $x_i$  que concuerde con el que nos han dado para predecir. Necesitamos encontrar una forma de predecir el valor que puede tomar. Para ello asumimos que los valores provienen de una especie de función, y debemos intentar descubrir cuál es esa función. Entonces para cualquier valor  $x$  que nos entreguen seremos capaces de devolver un valor  $y$ . Ese problema en estadística es conocido como un problema de regresión, encontrar una función matemática que se acerque lo máximo posible a todos nuestros datos.

El problema consiste en encontrar una función adecuada, lo cual depende enteramente del problema en cuestión. El autor S. Marsland (2015) lo explica de la siguiente forma basándose en el gráfico 3 *“La aproximación en línea recta probablemente no es lo que queremos, ya que no nos dice mucho sobre los datos. ¿Qué hay de la trama en la parte superior derecha? Parece que es así pasa por todos los puntos de datos exactamente, pero es muy ondulado (mira el valor en el eje  $y$ , que sube a 100 en lugar de alrededor de tres, como en las otras figuras). De hecho, los datos se hicieron con la función seno trazada en el gráfico inferior derecha, por lo que es la respuesta correcta en este caso, pero el algoritmo no lo sabe, y las dos soluciones de la derecha en ambos casos se adaptan perfectamente a los datos. La única forma en que podemos decir qué solución es mejor es probar qué tan bien se generalizan. Seleccionamos un valor que se encuentra entre nuestros puntos de datos, usamos nuestras curvas para predecir su valor, y vemos cuál es mejor. Esto nos dirá que la curva inferior derecha es mejor en el ejemplo.”*



**Gráfico 3:** Cuatro ejemplos de conexión de datos con distintas curvas que representan a funciones matemáticas.

Lo que nuestro algoritmo de Machine Learning realiza es interpolar entre esos puntos de nuestros datos. No parece una tarea especialmente complicada, pero cuando los datos no son dos-dimensionales y el número de datos crece se vuelve una tarea especialmente ardua.

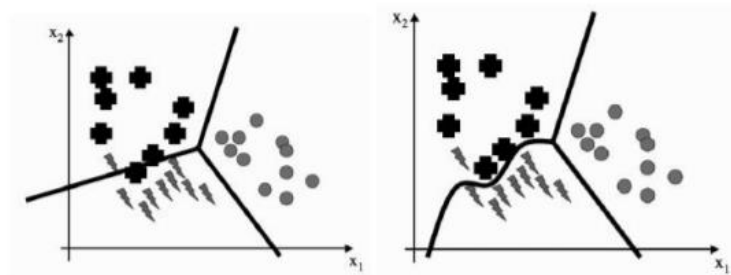
### 3.2.2.1.1 Regresión Lineal

Como hemos visto antes, la regresión lineal no es siempre la mejor de las opciones. Sin embargo, en este problema es interesante contemplarla por uno de sus usos prácticos más utilizados, el cual es la predicción. Si el objetivo es la predicción, la previsión o la reducción de errores, se puede utilizar la regresión lineal para ajustar un modelo predictivo a un conjunto de valores de datos observados de las variables explicativas y de respuesta. Después de desarrollar dicho modelo, si se recopilan valores adicionales de las variables explicativas sin un valor de respuesta acompañante, el modelo ajustado se puede usar para hacer una predicción de la respuesta [16].

Al leer este uso práctico de la predicción lo relacionamos inmediatamente a nuestro problema, así que sería interesante utilizar este modelo de regresión lineal para atacar a nuestro problema de una de las formas estadísticas más sencilla.

### 3.2.3 Clasificación

El problema de la clasificación consiste en clasificar una serie de vectores de datos en una serie de grupos. Esto se realiza con un entrenamiento de una serie de ejemplares de cada clase. La teoría es suficientemente simple, la realidad, como suele suceder, es bastante más complicada, pues puede ser que haya datos que sean de más de una clase al mismo tiempo. Al mismo tiempo puede ser que un ejemplo sea totalmente erróneo y no entre dentro de ninguna clase en nuestro clasificador, y sin embargo el modelo debería ser capaz de detectar que no ha sido entrenado para ello.

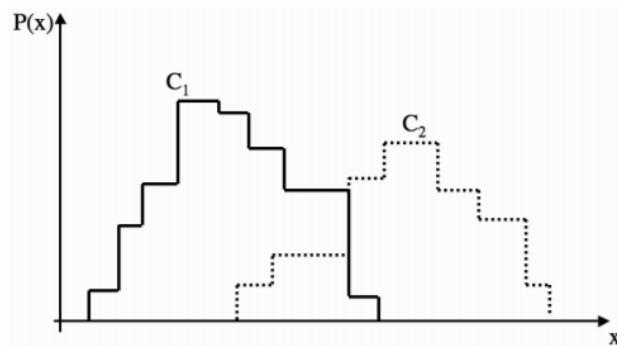


**Gráfico 4:** *Un conjunto de límites de decisión en línea recta para un problema de clasificación (izquierda) y un conjunto alternativo de límites de decisión que utiliza líneas curvas para dividirlos (derecha).*

La clave de este entrenamiento consiste en delimitar correctamente los límites de las clases de los datos de ejemplo (Gráfico 4).

### 3.2.4 Transformar los datos en probabilidad

Como explica el autor S. Marsland (2015) en su libro [4], al fijarnos en la figura 6 podemos ver las medidas de una característica  $x$  para dos clases. En los extremos de  $x$  es fácil predecir la clase, sin embargo, en un punto intermedio nuestras clases se combinan y solapan. Aquí se introduce el primer concepto para la estimación en este caso de una clasificación, el cual es el conocimiento a priori. Es posible que dada una característica  $x$  generalmente su valor sea de la primera clase y no de la segunda. Si clasificamos cualquier valor que nos den como la primera clase, es más posible que acertemos que si la clasificamos en la segunda.



**Figura 6:** Histograma de los valores de la característica ( $x$ ) comparado con la probabilidad  $P(x)$  de dos clases ( $C_1, C_2$ )

Sin embargo, cuando nos piden hacer una clasificación nos proporcionan un valor de la característica  $x$ . No sería inteligente desaprovechar este valor que se nos proporciona. De hecho, tenemos aún un set de entrenamiento y la clase de los ejemplares a la que pertenecen. Por lo tanto, este dato nos proporciona otro concepto útil para nuestras mediciones: la probabilidad condicional. Es decir, las veces que se ha dado una clase entre el número total de ejemplos. Se expresa de la siguiente forma, dado que intentemos calcular la probabilidad  $P(C_1)$  y dado que  $x$  tenga un valor  $X$ :

$$X: P(C_1|X)$$

La probabilidad condicional nos indica como de probable es que la clase sea  $C_1$  dado  $X$ , que es lo que intentamos lograr en nuestro problema de clasificación. Como



podemos observar en el histograma de la Figura 6 la probabilidad de que sea  $C_1$  dado un valor de  $x$  bajo es muy alta, pero necesitamos una forma de cuantificar esta probabilidad. Para ello usamos otro concepto que se llama probabilidad conjunta, en donde agrupamos nuestro set de ejemplos  $P(C_m, X_n)$  en donde en el evento  $X_n$ , contamos el número de ejemplos de clase  $C_m$  que suceden al mismo tiempo y dividimos entre el número de ejemplos de cada clase. Al mismo tiempo podemos definir  $P(X_n|C_m)$  que es una probabilidad condicional en donde se nos dice cuál es la probabilidad de que exista una medida de  $X_n$  dado que el ejemplo es un miembro de la clase  $C_m$ .

Nuestra duda ahora mismo es como podemos ligar estos conceptos para conseguir lo que queremos, es decir  $P(C_m, X_n)$ . La forma de realizar esto es con la regla de Bayes. La formulación de la regla de Bayes es la siguiente [17]:

Sea  $\{A_1, A_2, A_3, \dots, A_k, \dots, A_n\}$  un conjunto de sucesos mutuamente excluyentes y exhaustivos, y tales que la probabilidad de cada uno de ellos es distinta de cero (0). Sea  $B$  un suceso cualquiera del que se conocen las probabilidades condicionales  $P(B|A_k)$ . Entonces, la probabilidad  $P(A_k|B)$  viene dada por la expresión:

$$P(A_k|B) = \frac{P(B|A_k) P(A_k)}{P(B)}$$

**Formula 1:** *Formula de probabilidad condicional descompuesta a partir del teorema de Bayes*

Donde:

- $P(A_k)$  son las probabilidades a priori
- $P(B|A_k)$  es la probabilidad de  $B$  en la hipótesis  $A_k$
- $P(A_k|B)$  son las probabilidades a posteriori

Esta regla (Formula 1) es clave en nuestra investigación, pues relaciona la probabilidad posterior con la probabilidad a priori y la probabilidad condicional de clase. El denominador está para normalizar y que todas las probabilidades sumen 1, sin embargo, puede no estar del todo claro como computar este término. Por suerte como en nuestro problema cualquier observación  $X_n$  tiene que representar a una clase  $C_m$  podemos marginalizar y nuestra formula queda de la siguiente forma:

$$P(X_n) = \sum_m P(X_n|C_m) P(C_m)$$

Podemos utilizar una estimación a priori para escoger a que clase corresponde cada observación, en donde escogemos la probabilidad mayor. En las estadísticas bayesianas, una estimación de probabilidad máxima a posteriori (MAP) es una estimación de una cantidad desconocida, que es igual al modo de la distribución a posteriori. El MAP se puede usar para obtener una estimación puntual de una cantidad no observada sobre la base de datos empíricos. Esta estimación es la base del método que veremos a continuación.

### 3.2.4.1 El clasificador de Naive Bayes

Hasta ahora hemos tratado un vector de características con una característica, sin embargo, esta es una suposición demasiado optimista. En muchos problemas, incluido el nuestro, tenemos una serie de características y tenemos que preguntar cómo afecta esto a nuestro clasificador.

Podemos hacer una suposición para simplificarlo todo. Podemos suponer que los elementos del vector de características son condicionalmente independientes entre sí, dada la clasificación. Así que dada la clase  $C_m$ , los valores de las diferentes características no se afectan entre sí. Esta es la parte "Naive" (en español se puede traducir como ingenua, inocente o simplista) del clasificador. Aunque esto pueda ser que no sea verdad, implica que la probabilidad de conseguir todo el vector de características es igual a la probabilidad de el producto de multiplicar todas las probabilidades individuales. Esto es mucho más fácil de computar y además nos ayuda a reducir la severidad de la maldición de la dimensionalidad. Por tanto, la regla del clasificador de Naive Bayes para la clase  $C_i$  es la siguiente:

$$P(C_i) \prod_k P(X_j^k = a_k | C_i).$$

Donde:

- El subíndice k se refiere a cada posición de un vector ( $X_j$ )
- $a_k$  es el valor de la posición del vector  $X_j$  en k

Para entender el clasificador de Naive Bayes podemos coger un pequeño ejemplo muy ilustrativo del libro de S. Marsland [4]. Tenemos un set de ejemplos de unos días pasados:

¿Entregas?	¿Hay una fiesta?	¿Vago?	Actividad
Urgente	Si	Si	Fiesta
Urgente	No	Si	Estudiar
Cerca	Si	Si	Fiesta
Ninguna	Si	No	Fiesta
Ninguna	No	Si	Bar
Ninguna	Si	No	Fiesta
Cerca	No	No	Estudiar
Cerca	No	Si	Televisión
Cerca	Si	Si	Fiesta
Urgente	No	No	Estudiar

Introducimos los valores actuales para las variables de características (entregas, si hay una fiesta, etc.) y pedimos al clasificador que calcule las probabilidades de cada una de las cuatro cosas posibles que podría hacer por esta noche basándonos en la base de los datos en el conjunto de entrenamiento. Entonces escogemos la clase más probable. Hay que tener en cuenta que las probabilidades serán muy pequeñas. Este es uno de los problemas con el clasificador de Bayes, ya que estamos probabilidad, en donde los valores son menores que uno. Al final los números se vuelven muy pequeños. Esto se puede solucionar trabajando en el espacio de los logaritmos. Supongamos que tenemos entregas cercanas, pero ninguna de ellas es particularmente urgente, que no hay fiesta, y que actualmente me encuentro vago. Entonces el clasificador necesita evaluar:

- $P(\text{Fiesta}) \times P(\text{Cerca} \mid \text{Fiesta}) \times P(\text{No Fiesta} \mid \text{Fiesta}) \times P(\text{Vago} \mid \text{Fiesta})$
- $P(\text{Estudiar}) \times P(\text{Cerca} \mid \text{Estudiar}) \times P(\text{No Fiesta} \mid \text{Estudiar}) \times P(\text{Vago} \mid \text{Estudiar})$
- $P(\text{Bar}) \times P(\text{Cerca} \mid \text{Bar}) \times P(\text{No Fiesta} \mid \text{Bar}) \times P(\text{Vago} \mid \text{Bar})$
- $P(\text{Televisión}) \times P(\text{Cerca} \mid \text{Televisión}) \times P(\text{No Fiesta} \mid \text{Televisión}) \times P(\text{Vago} \mid \text{Televisión})$

Nuestro clasificador ya ha hecho un trabajo intermedio, el cual es crear una tabla de contingencia (o varias dependiendo del problema) y calcular una probabilidad total. En nuestra tabla de contingencia tenemos la frecuencia de nuestra clase a predecir y clasificar (en este ejemplo es la actividad que realizar) con la frecuencia dada una de

las características, por ejemplo, en la Tabla 2 tenemos la tabla de contingencia de la clase Actividad basada en el vector de características Vago.

Tabla de Contingencia de Vago		
Actividad	No	Si
Fiesta	2	3
Estudiar	2	1
Bar		1
Televisión		1

**Tabla 2:** *Tabla de contingencia de la clase Actividad basada en el vector de características Vago.*

Gracias a esta tabla podemos observar como por ejemplo la probabilidad de que esté Vago y de que se de Fiesta es de 3/5 (Tabla 2). Utilizando estas tablas para sacar la probabilidad individual de cada característica, como mencionamos en la aplicación en la regla del clasificador de Naive Bayes, es decir, el conocimiento a priori de la probabilidad de la clase multiplicado por la probabilidad individual de cada característica obtenemos los siguientes resultados:

$$P(\text{Fiesta} \mid \text{Cerca, no fiesta, sí vago}) = \frac{5}{10} \times \frac{2}{5} \times \frac{0}{5} \times \frac{3}{5} = 0$$

$$P(\text{Estudiar} \mid \text{Cerca, no fiesta, sí vago}) = \frac{3}{10} \times \frac{1}{3} \times \frac{3}{3} \times \frac{1}{3} = \frac{1}{30}$$

$$P(\text{Bar} \mid \text{Cerca, no fiesta, sí vago}) = \frac{1}{10} \times \frac{0}{1} \times \frac{1}{1} \times \frac{1}{1} = 0$$

$$P(\text{Televisión} \mid \text{Cerca, no fiesta, sí vago}) = \frac{1}{10} \times \frac{1}{1} \times \frac{1}{1} \times \frac{1}{1} = \frac{1}{10}$$

Al comparar las diferentes posibilidades, escogemos la más alta, como explicamos con la estimación de probabilidad máxima a posteriori, por lo tanto, según nuestro modelo esta noche acabaremos viendo la televisión.

## 4 Desarrollo

Para resumir el progreso en los objetivos hasta ahora y marcar el camino el cual hemos seguido a la hora de desarrollar, es necesario recapitular hasta nuestros objetivos. Hemos concluido que la predicción de los deportes es posible, pero será complicado alcanzar un índice de acierto alto en la predicción por el ruido inherente al problema. Hemos decidido utilizar el futbol como el deporte ejemplo a predecir, ya que:

- Dentro de los deportes más conocidos es uno de los deportes más complicados de predecir, por lo tanto, si conseguimos predecir los resultados de partidos de futbol, podemos afirmar que los deportes en general se pueden predecir.
- Disponemos de una competición (La Liga) con una uniformidad y cantidad de datos idónea para entrenar y probar nuestros resultados.
- Conocimiento propio del deporte y accesibilidad de los datos.

También hemos tratado técnicas de Machine Learning que podemos utilizar y extrapolar a la predicción de los partidos de futbol.

Por lo tanto, en este desarrollo nuestro objetivo es aplicar correctamente las técnicas ya estudiadas de Machine Learning al futbol. Para ello es necesario dividir el desarrollo en dos partes, en los datos y en la aplicación de los algoritmos para conseguir un modelo de predicción con varias formas y algoritmos de predicción.

### 4.1 Datos y características

Como hemos explicado previamente, los datos y su interpretación como características es la base de cualquier algoritmo de Machine Learning que use un entrenamiento, por lo tanto, debemos explicar qué tipo de datos tenemos, cómo los tratamos y qué características sacamos de los mismos.

#### 4.1.1 Set de Datos

Antes de nada, necesitamos un set de datos de ejemplo, con el cual entrenaremos y probaremos nuestro modelo (ver anexo). Como explicamos en el

apartado 4.1.3 nos encontramos con la duda de qué set de datos utilizar. Podemos utilizar un set de datos con muchos datos sobre cada partido, en donde seguramente obtendremos más relaciones entre las variables y probablemente logremos un índice de acierto más alto, pero nuestra complejidad espacial de datos crecerá mucho y el tiempo de procesamiento de los algoritmos también. En contraposición podemos utilizar un set de datos donde dispongamos de menos variables, la espacialidad y tiempo de procesamiento estará más controlada y podremos programar una solución que sea fácilmente entendible.

En base a mis objetivos creo que es más interesante utilizar el siguiente set de datos (ver anexo), en donde cada ejemplo sigue la siguiente estructura:

```
ID::Temporada::Liga::Jornada::NombreEquipoLocal::NombreEquipoVisitante::GolesEquipoLocal::GolesEquipoVisitante::Fecha::TimeStamp
```

Algunos ejemplos de esta estructura son:

```
35737::2016-17::1::28::Alaves::Real Sociedad::1::0::18/03/2017::1489791600
35736::2016-17::1::28::Athletic Club::Real Madrid::1::2::18/03/2017::1489791600
35735::2016-17::1::28::Eibar::Espanyol::1::1::18/03/2017::1489791600
35734::2016-17::1::28::Las Palmas::Villarreal::1::0::17/03/2017::1489705200
35733::2016-17::1::27::Osasuna::Eibar::1::1::13/03/2017::1489359600
35732::2016-17::1::27::Real Madrid::Betis::2::1::12/03/2017::1489273200
35731::2016-17::1::27::Celta de Vigo::Villarreal::0::1::12/03/2017::1489273200
35730::2016-17::1::27::Deportivo::Barcelona::2::1::12/03/2017::1489273200
35729::2016-17::1::27::Real Sociedad::Athletic Club::0::2::12/03/2017::1489273200
35728::2016-17::1::27::Granada::Atletico de Madrid::0::1::11/03/2017::1489186800
```

**Figura 7:** Ejemplos del set de datos utilizado en la aplicación

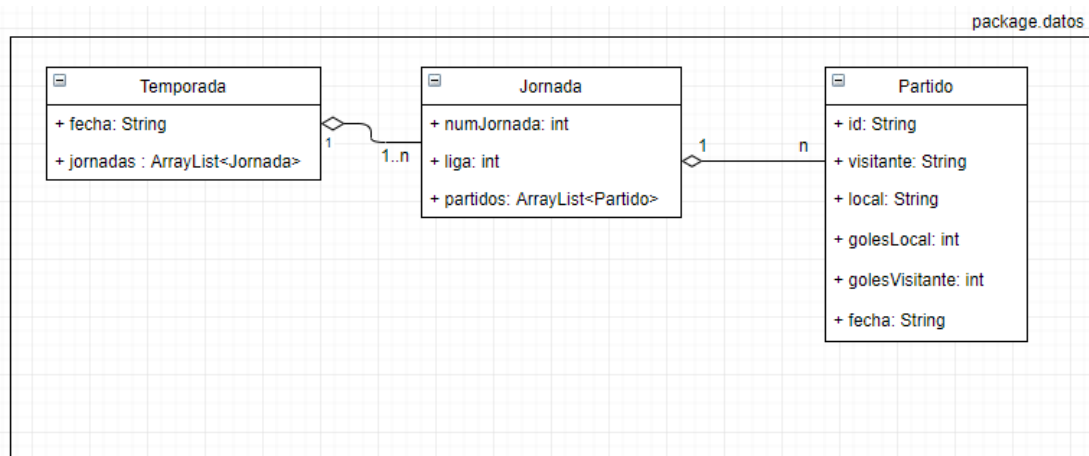
Como podemos ver en la figura 7, las variables en nuestro set de datos no parecen muy descriptivas y parece que la tarea de la predicción será imposible. He elegido este set de datos para demostrar la capacidad del Machine Learning de realizar una tarea de generalización y predicción de unos datos como estos, mientras que obtener un índice de acierto alto, aunque importante en un problema como este, creo que no constituye uno de nuestros objetivos principales.

En total tenemos 36305 ejemplos para trabajar en nuestro set de datos, cada uno de estos ejemplos es un partido de futbol, en donde tenemos partidos desde la temporada 1970/71 hasta la temporada 2016/2017. Tenemos los datos de la primera

división de La Liga y de la Segunda división. En cada partido está especificada la jornada en el que se disputó, que van desde la 1ª jornada hasta la 38ª jornada. En caso de la segunda división, hay 4 jornadas más, por lo que existen partidos hasta la 42ª jornada. Es muy importante darse cuenta de que también vamos a poder dividir los datos en características que nos permitan aprovecharnos de la ventaja de jugar en casa, de la cual hemos hablado en el apartado 4.1.3.1 y que será clave para poder predecir un partido.

## 4.1.2 Representación de los datos

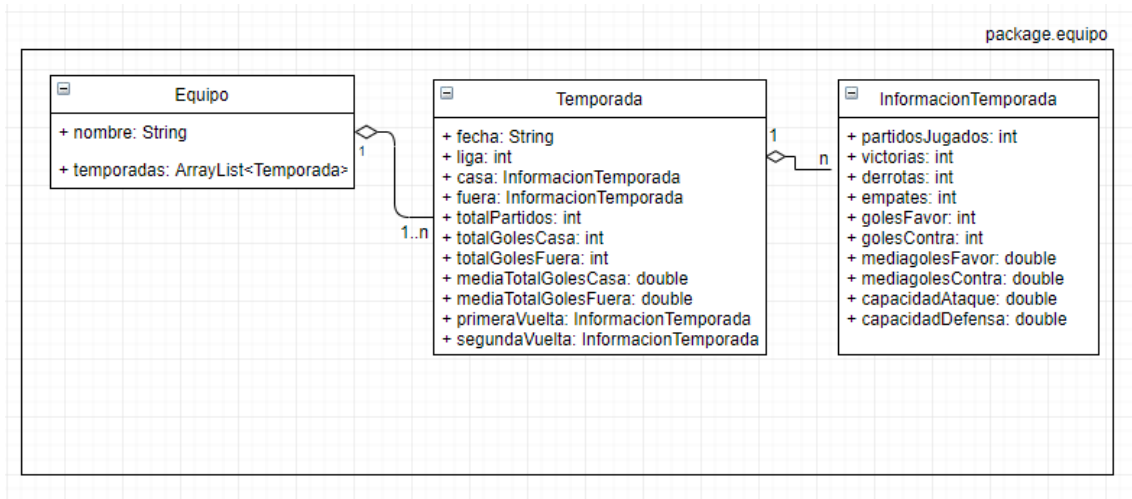
Como estamos haciendo un modelo desde la nada, necesitamos moldear nuestro set de datos para poder acceder a las características que utilizemos en nuestros algoritmos fácilmente. Esto lo hacemos con dos procesamientos, uno para cargar en memoria de una forma más fácil de controlar los datos en nuestro ejemplo, lo cual hacemos de la siguiente forma:



**Figura 8:** *Diseño UML del paquete de Datos*

En la previa estructura (Figura 8) tendremos un Array de Temporadas, donde cada temporada contiene todas las jornadas de esa temporada, y cada jornada todos los partidos disputados en esa jornada.

El siguiente procesamiento lo hacemos con la siguiente estructura para obtener todos los datos de nuestras características:



**Figura 9:** Diseño UML del paquete de Equipo

Esta estructura de datos (Figura 9) ya tiene datos procesados a partir de los datos de ejemplo que se nos da. Podríamos pensar que esta estructura es de cierta forma una gran tabla de contingencia de nuestros datos. Estos datos están organizados de la forma Equipo -> Temporada en vez de Temporada -> Equipo para que me sea más fácil acceder a la información de un equipo (X) contra otro (Y), si no, lo haría al revés para tener más organización de los datos por temporada y evitar duplicados.

Estos duplicados son los datos que contienen la palabra total en el nombre en la clase Temporada. Estos datos están duplicados a lo largo de las temporadas contenidas por todos los equipos y son necesarios al calcular la probabilidad ya que son los datos generales de la temporada, no los específicos del equipo. Los específicos del equipo están en la variable casa y fuera. Como hemos comentado antes, la diferenciación del rendimiento entre jugar en casa y jugar fuera es muy importante para nuestro modelo, y por eso están separados. Las variables de InformacionTemporada se explican por sí mismas, excepto capacidadAtaque y capacidadDefensa. La variable capacidadAtaque se corresponde a la capacidad de ataque del equipo, que es calculada como la media de goles a favor en dividido entre la media total de goles, dependiendo de si es en casa o fuera. La variable capacidadDefensa se corresponde a la capacidad de defensa del equipo, que es calculada como la media de goles en contra dividido entre la media total de goles, dependiendo de si es en casa o fuera.



También hemos dividido los datos entre la primera vuelta y la segunda vuelta, es decir, dos veces 19 partidos. Hemos hecho esto para utilizar sets de características de un tamaño más adecuado.

### **4.1.3 Carga de datos a la aplicación**

No hemos utilizado una base de datos, ya que la cantidad de datos es pequeña y es más rápido cargarlo en memoria. Al mismo tiempo de esta forma es fácil utilizar distintos sets de ejemplos, por ejemplo, de otras ligas extranjeras, siempre que sigan la estructura mencionada en el apartado anterior.

La carga de datos se hace con dos clases. La primera "CargaDataSet.java" se encarga de procesar los datos de un archivo con extensión .txt en la primera estructura de datos de la cual hemos hablado más arriba. El segundo procesamiento de datos se hace con la clase "CargaDatosEquipos.java" y nos devuelve un Array de todos los equipos, del cual haremos uso en nuestros algoritmos.

## **4.2 Aplicación de los algoritmos**

En esta aplicación utilizamos tres tipos de algoritmos. El primero es un modelo de Poisson, el cual está basado en una distribución de Poisson. Es una aplicación estadística sencilla que nos ofrece una solución muy adecuada a nuestro problema. A continuación, aplicamos el teorema de Bayes para introducir dos modelos de Naive Bayes, uno con selección de características. Estos modelos utilizan las características deducidas del problema a partir de los datos que tenemos del set de datos de partidos de fútbol. Hablemos primero del modelo de Poisson.

### **4.2.1 Modelo de Poisson**

La distribución de Poisson es la probabilidad del número de eventos que ocurren en un intervalo dado cuando se conoce el número esperado de eventos y los eventos ocurren independientemente el uno del otro. Esta distribución tiene sus limitaciones, pero es un buen comienzo en nuestra tarea de predecir el resultado. Para realizar esta

distribución debemos tomar los resultados históricos para calcular el número de goles que los equipos anotan y reciben. Estos promedios se comparan con el promedio de la liga y se usan para crear valores de capacidad de ataque y capacidad defensiva de cada equipo, que luego se convierten en cifras de expectativas de gol. Estos datos se introducen en una fórmula de distribución de Poisson (Formula 2) que calcula la probabilidad de cada resultado cuando dos equipos se enfrentan entre sí.

$$f(x, \lambda) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!}$$

**Formula 2:** *Formula de distribución de Poisson donde x es el número de goles y  $\lambda$  es la expectativa de gol.*

La expectativa de gol en nuestro modelo es calculada con la estructura procesada de datos de Equipos (Figura 9).

En donde la expectativa de gol local será:

`capacidadAtaqueLocal * capacidadDefensaVisitante * mediaTotalGolesCasa;`

Y la expectativa de gol visitante será:

`capacidadAtaqueVisitante * capacidadDefensaLocal * mediaGolesFuera;`

Por lo tanto, si multiplicamos la fórmula de Poisson de la expectativa de gol local con la fórmula de Poisson de la expectativa de gol visitante para todos los resultados posibles desde el 0-0 hasta el 10-10, tendremos 100 probabilidades distintas que sumarán una probabilidad muy cercana al 100%. Si separamos esas posibilidades entre los resultados que indican la victoria local, los resultados que indican la victoria visitante y los resultados que son empate, tenemos un modelo sencillo que nos calcula la posibilidad de cada resultado.

También se cree que la probabilidad de empates y la probabilidad de los resultados que son cero se subestiman cuando se usa la distribución de Poisson para predecir los partidos de fútbol. Sin embargo, esto se puede corregir utilizando un método conocido como inflación de cero para aumentar la probabilidad de que no haya goles.

## 4.2.2 Naive Bayes

Es importante aclarar que el desarrollo del modelo de predicción basado en Naive Bayes está desarrollado enteramente sin el uso externo de ninguna librería. Esto significa que nuestro modelo de predicción es un modelo adaptado a nuestro problema en vez de ser un modelo general, sin embargo, eso permite entender mucho mejor la aplicación del algoritmo.

El punto de partida del desarrollo es esta función, de la cual ya hablamos en el apartado 3.2.4.1:

$$P(C_i) \prod_k P(X_j^k = a_k | C_i).$$

Si traducimos la fórmula a nuestro modelo predictivo basado en los partidos de fútbol, significa que para obtener la probabilidad de una de nuestras clases debemos multiplicar las probabilidades de las características que estamos utilizando (que debemos recordar que al ser Naive Bayes tomamos como independientes) y multiplicar adicionalmente la probabilidad a priori de cada una de las clases. Comparando cada una de las clases, tendremos cuál es más probable que suceda, y, por lo tanto, nuestra predicción.

En este modelo tenemos tres clases. La clase de victoria del equipo local, la clase de victoria del equipo visitante y la clase de empate, por lo tanto, deberemos aplicar esa fórmula 3 veces a nuestras características. Las características que he elegido para el modelo son las siguientes:

- (1) Goles anotados por el equipo local en los últimos 19 partidos
- (2) Goles anotados por el equipo visitante en los últimos 19 partidos
- (3) Goles concedidos por el equipo local en los últimos 19 partidos
- (4) Goles concedidos por el equipo visitante en los últimos 19 partidos
- (5) Media de puntos conseguidos por el equipo local en los últimos 19 partidos
- (6) Media de puntos conseguidos por el equipo visitante en los últimos 19 partidos
- (7) Número de goles anotados en casa por el equipo local en los últimos 19 partidos.
- (8) Número de goles anotados fuera de casa por el equipo visitante en los últimos 19 partidos.

Estas son las características que mejor se adaptan a nuestro problema, después de muchas pruebas de ensayo y error. El tamaño del set de características está fijo en 19 por tres motivos:

- Según el autor D. Buursma (2010) que plantea un problema similar al nuestro, dentro del entorno de las variables de las temporadas de los partidos de fútbol, el rendimiento (basado en el porcentaje de acierto de predicción) del clasificador crece relacionamente con el tamaño de nuestro set de características, lo cual es lógico, pues cuanto más grande, más específica será nuestra tabla de contingencia, pero más riesgo corremos de ampliar tanto los datos de referencia de la tabla de contingencia que nos quedamos con probabilidades sin rellenar. Al final, el autor precisa que un tamaño de set de características de 20 es apropiado para este problema [18].
- Basamos nuestra validación en temporadas, y la temporada que menos jornadas tiene es la Primera División, con 38. Podemos dividir este dato entre dos, para lograr un tamaño de 19 partidos por equipo.
- Al dividirlo entre la primera vuelta y la segunda, igualamos las inconsistencias entre ambas de las que hablamos en el apartado 3.1.3.

Una vez tenemos nuestras características, tenemos que crear una tabla de contingencia por cada característica, la cual tenga un dato de referencia y la probabilidad de cada clase en ese dato. Es algo similar, aunque más complicado y a mayor escala, al ejemplo del apartado 3.2.4.1.

Una vez hemos hecho las tablas de contingencia para cada una de nuestras características debemos entrenar a nuestro modelo, lo cual hacemos con estas tablas de contingencia, calculando las características entre todas las temporadas que hemos cargado desde el set de datos.

Una vez tengamos las probabilidades de nuestras características entrenadas las tablas de contingencia, calculamos las probabilidades específicas de las categorías de los dos equipos a determinar. Para calcular la probabilidad de una de las clases a priori utilizo el modelo de Poisson, podría utilizar la probabilidad general de cada una de las clases (aproximadamente un 50% para la victoria local, un 30% para la victoria visitante y un 20% para el empate), pero utilizar la probabilidad de la clase a priori con el modelo de Poisson mejora el rendimiento del modelo en aproximadamente un 1% más de capacidad estimada de predicción.

#### 4.2.2.1 Naive Bayes con selector de características

Seguramente el índice de acierto no sea especialmente bueno o alto, esto se debe a que nuestro modelo anterior no posee un selector de características, un selector de características se utiliza por los siguientes motivos:

- Simplificación de modelos con el fin de hacerlas más sencillas de interpretar para los usuarios/investigadores
- Tiempo de entrenamiento más corto
- Para evitar la maldición de la dimensionalidad (curse of dimensionality)
- Generalización realizada por reducir overfitting (formalmente, reducción de varianza)

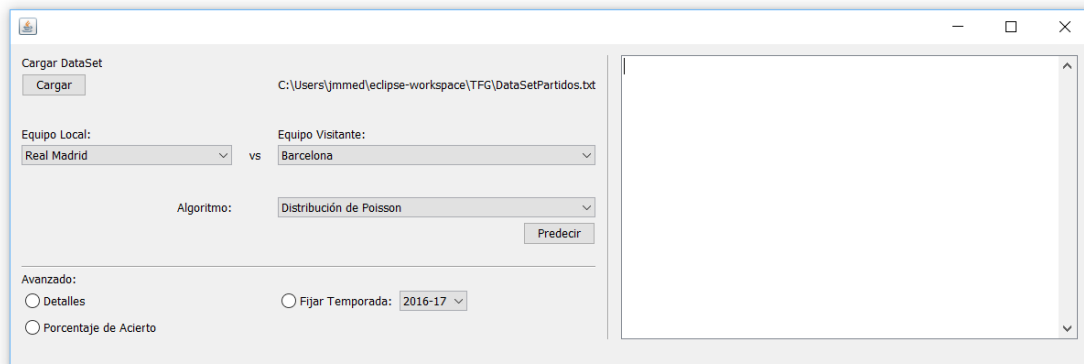
Se implementa un selector de características basado en la idea de la estimación de probabilidad máxima a posteriori (MAP), en donde probamos las características y nos quedaremos con las que mejores resultados den.

Un pequeño apunte sobre el selector de características es que realiza una selección de las características aplicando a las 3 clases las mismas combinaciones de las 8 características, por lo que tenemos una combinación binaria de 8 características, es decir  $2^8$  combinaciones. Si tratásemos cada característica de cada clase de forma independiente, como de forma ideal haríamos, tendríamos combinaciones de  $2^{24}$ , lo cual resultaría en un tiempo de computación realmente alto para lograr un porcentaje de acierto no mucho más alto que el que conseguimos con el método utilizado ahora mismo.

Después de muchos ensayos, normalmente las características que mejor porcentaje de acierto dan al modelo son las características (1), (5), (7) y (8).

### 4.3 Interfaz de Usuario

Se ha implementado una interfaz de usuario utilizando Swing para facilitar el uso de estos algoritmos. Se ha buscado implementar una interfaz de usuario (Figura 10) sencilla que permita el uso sin tener ningún conocimiento sobre los algoritmos implementados.

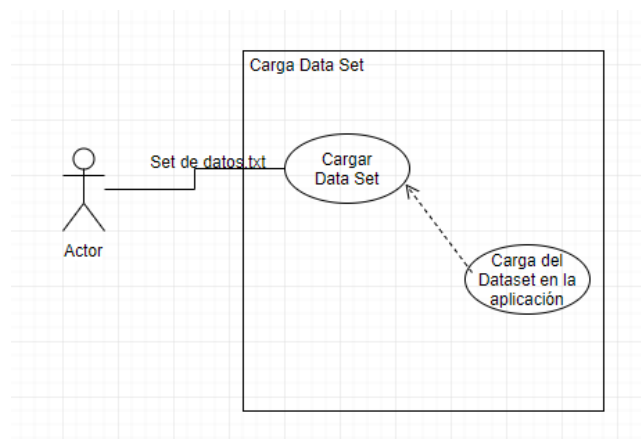


**Figura 10:** *Pantalla principal de la aplicación.*

Esta interfaz está dividida en 3 apartados claramente delimitados, en el primer apartado está la selección y carga del set de datos (comúnmente llamado Data Set), la selección de los equipos de los cuales se desea la predicción a su enfrentamiento y el algoritmo a utilizar. En la segunda sección tenemos una selección de botones que nos permiten visualizar detalles adicionales en el procesamiento del algoritmo, el porcentaje de acierto estimado de la predicción o fijar la predicción en una temporada específica en vez de la actual. Finalmente, a la derecha tenemos un área donde se mostrarán los resultados de las predicciones.

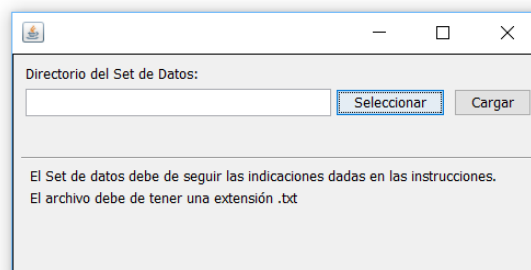
### **4.3.1 Casos de Uso**

El uso de esta aplicación es sencillo, primero el usuario debe de cargar un set de datos en formato .txt (Figura 11). Este set de datos debe de seguir el formato dado en el apartado 5.1.1 y además debe de seguir un orden descendente de las temporadas, por lo tanto, la temporada más reciente será la primera en los datos.



**Figura 11:** Caso de uso de carga del Data Set

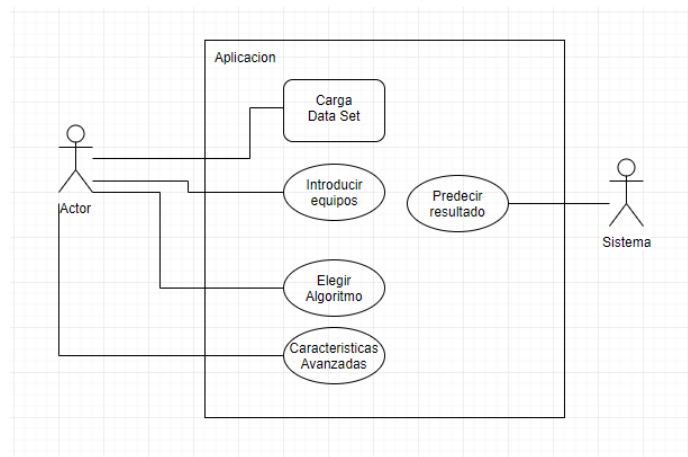
Para realizar esta acción se debe dar al botón de “Cargar”. Este botón nos lleva a una nueva pantalla (Figura 12). En esta pantalla podemos presionar el botón “Seleccionar” el cual nos abrirá un explorador de archivos en el cual podremos seleccionar nuestro archivo de texto el cual contiene nuestro set de datos.



**Figura 12:** Pantalla de Carga del set de datos.

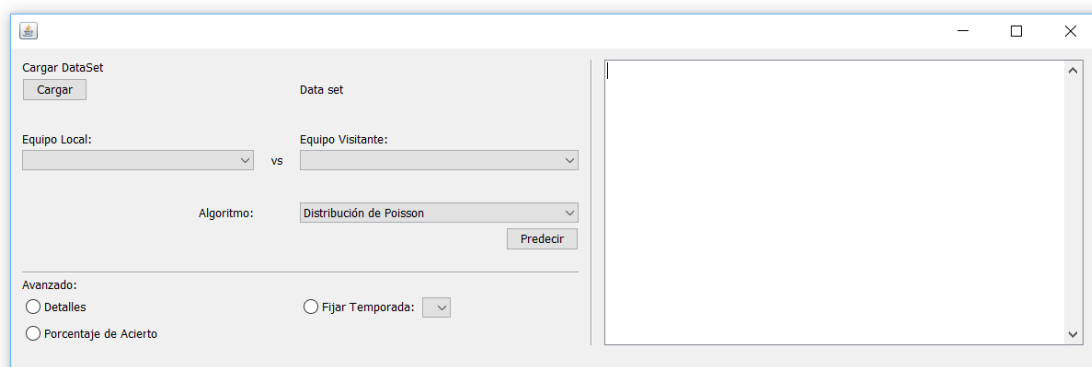
Al presionar “Cargar” volveremos a la pantalla principal, en donde se muestra el directorio del set de datos que tenemos cargado y sobre el cual está trabajando la aplicación. Podemos observar cómo se han cargado los menús desplegables del equipo local y visitante con los diferentes equipos de nuestro set de datos. Debemos buscar los equipos que crean el enfrentamiento a predecir, así como elegir uno de los

algoritmos disponibles de predicción. Finalmente, al presionar “Predecir” nuestra aplicación aplicará nuestros modelos de Machine Learning para llegar a una predicción, la cual se mostrará en el panel a la derecha (Figura 13).



**Figura 13:** Caso de Uso de la aplicación

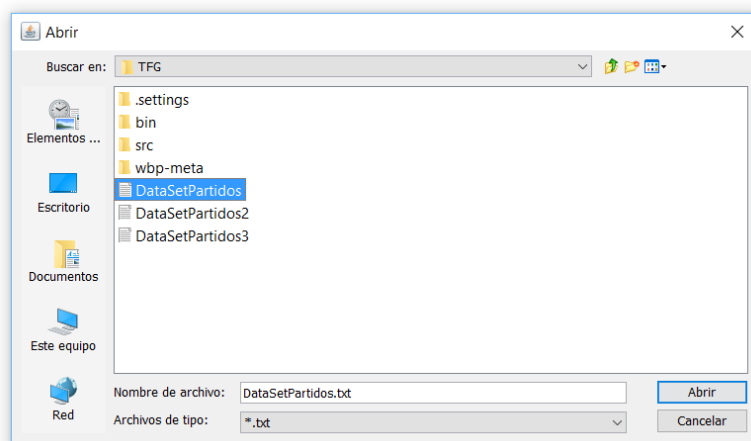
Siguiendo del caso de uso de la aplicación (Figura 13), primero procedemos a cargar la aplicación la cual nos presentará la siguiente pantalla:



**Figura 14:** Pantalla de la aplicación al iniciarla por primera vez

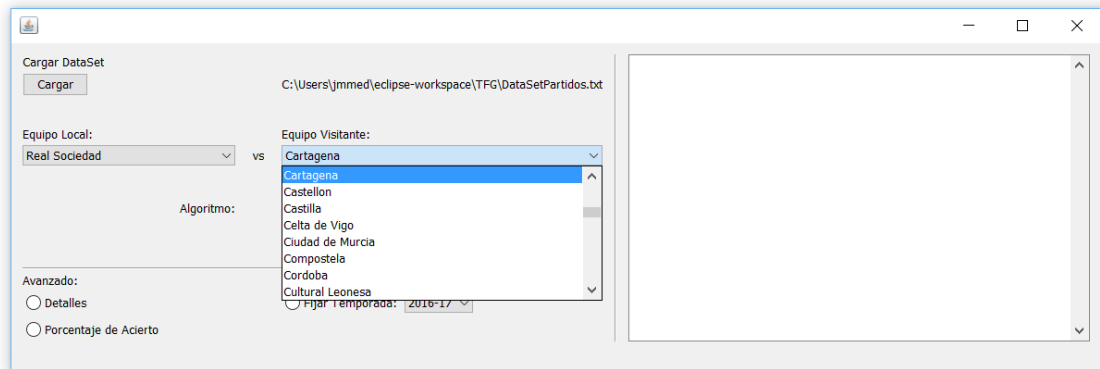


La primera acción que debemos realizar es cargar el set de datos a utilizar por la aplicación. Procedemos a hacer click en el botón de “Cargar”. Esta acción cerrará la pantalla actual y abrirá la pantalla de la Figura 12. Al presionar “Seleccionar” se abrirá el buscador del sistema operativo y nos permitirá cargar nuestro archivo de datos en la aplicación (Figura 15).



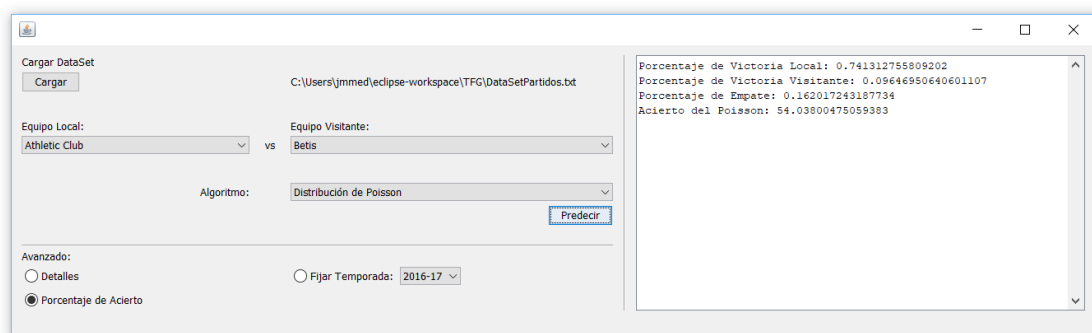
**Figura 15:** *Seleccionador del archivo a cargar*

Al elegir nuestro archivo, se añade a nuestra pantalla de carga, en donde podemos presionar el botón de cargar para realizar la carga del set de datos en la aplicación y así procesar los datos. Una vez se haya realizado esta carga de datos, la aplicación rellena sus campos con los distintos equipos que se han proporcionado en el set de datos (Figura 16).

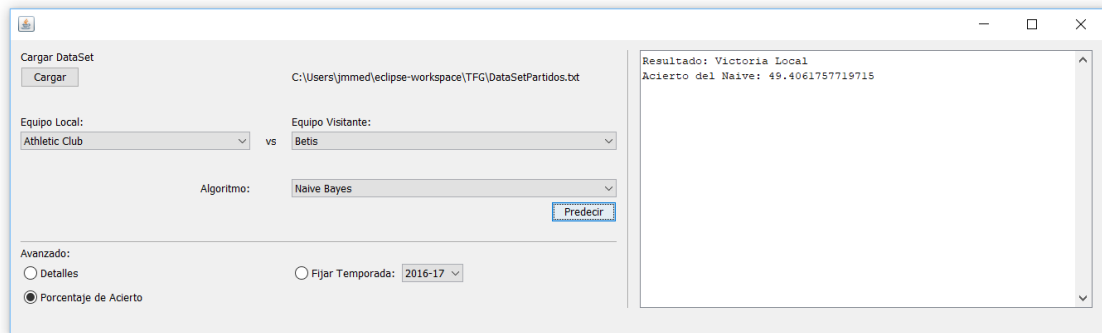


**Figura 16:** Selección de equipos en la aplicación.

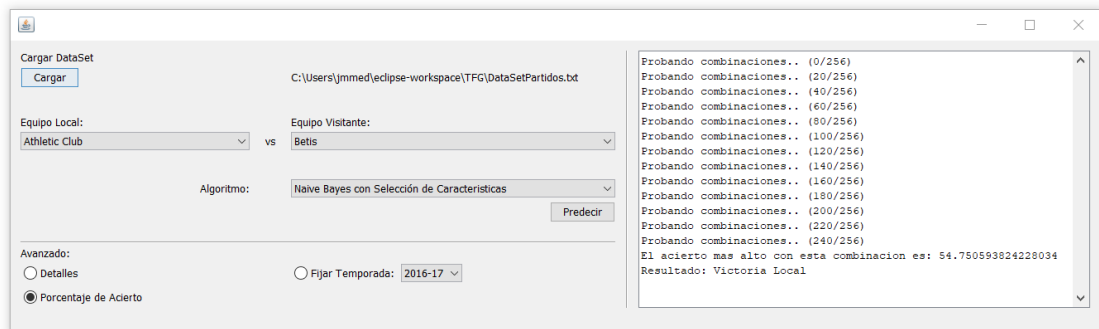
Una vez se hayan seleccionado los equipos a enfrentarse y en qué campo se jugará se elige el algoritmo a utilizar y se presiona el botón de “Predecir”. Cada algoritmo tiene un índice de acierto aproximado distinto y dependiendo de las variables del partido y de los equipos unos algoritmos podrían tener mejores índices de acierto aproximados que otros. A continuación, en las Figuras 17, 18 y 19 se procede a la predicción del partido Athletic Club – Betis en la temporada actual (la cual depende de los datos proporcionados). Además, se añade la opción para que nos devuelva los índices de acierto aproximados de cada algoritmo.



**Figura 17:** Resultado de predicción del partido Athletic Club – Betis en la temporada 2016/17 con la distribución de Poisson



**Figura 18:** Resultado de predicción del partido Athletic Club – Betis en la temporada 2016/17 con el algoritmo de Naive Bayes



**Figura 19:** Resultado de predicción del partido Athletic Club – Betis en la temporada 2016/17 con el algoritmo de Naive Bayes con selección de características

Como podemos observar, el resultado final predicho por los tres algoritmos será el de una victoria del equipo local (Athletic Club), como podemos ver en el panel a la derecha. Sin embargo, el índice de acierto estimado más alto es el del algoritmo de Naive Bayes con selector de características, con un 54.75% en comparación al índice de acierto del algoritmo de Naive Bayes sin selector, que tiene un índice de acierto aproximado de 49.4%. La realidad es que en la temporada 2017/18 el Athletic Club efectivamente acabó ganando 2-0 al Betis.

### 4.3.2 Características avanzadas

Podemos seleccionar en el apartado de “Avanzado” una serie de características que complementan nuestro resultado en la predicción. Si presionamos “Detalles” obtendremos los detalles de factores clave del algoritmo utilizado. Si presionamos “Porcentaje de Acierto” se añadirá el porcentaje de acierto estimado de la predicción realizada.

Este porcentaje de acierto es obviamente estimado en base a los datos que hemos suministrado. Esto se realiza aplicando una técnica llamada “Cross validation” en donde aplicamos el algoritmo a una serie de nuestros datos, y calculamos la certeza con la cual consigue calcular el resultado correcto, la cual finalmente se muestra por pantalla en un porcentaje.

Finalmente, podemos fijar una temporada. Este campo existe para probar la aplicación fuera del ámbito de la predicción real, así podemos fijar la temporada en la cual nuestros datos realizarán la predicción en vez de basarse en la actual.

## 4.4 Acierto

El porcentaje de acierto estimado se calcula con un set de datos aproximado al 15% del set de datos de entrenamiento. Se valida el resultado predicho con el resultado real, y en caso de acierto se añade al porcentaje de acierto. Esto significa que, en el caso de uso explicado en el desarrollo, un 54.75% de porcentaje de acierto estimado simboliza el acierto de predicción del algoritmo sobre un set de datos reducido del set de datos dado.

El problema principal del modelo basado en la distribución de Poisson es que nos basamos en una sola temporada, por lo tanto, las estimaciones entre equipos de esa temporada serán bastante acertadas (aproximadamente hemos conseguido un 53% de acierto), mientras que el acierto en temporadas distintas será más bajo (aproximadamente un 47% de acierto).

Podemos validar nuestros modelos con los datos que ya están en el modelo. El modelo de Naive Bayes no consigue porcentajes mejores que el modelo de la distribución de Poisson, sin embargo, el modelo adaptado con selección de características consigue generalmente entre 2 y 3% más de aciertos en temporadas distintas al entrenamiento de Poisson, y en la temporada del enteramiento de Poisson

consigue superar hasta casi un 1% el índice de aciertos (54.7%) respecto al modelo de Poisson (54.0%).

En general, el algoritmo que mejor índices estimados de acierto nos da es el Naive Bayes con selección de características, sin embargo, la velocidad de procesamiento es mucho más lenta que el Poisson, ya que debe realizar un proceso de testing en los datos para descubrir que selección de características son las más útiles.

## 5 Presupuesto

El coste estimado de este proyecto está dividido en tres secciones, el coste personal de recursos humanos, el coste material de hardware y el coste de licencias y software.

### 5.1 Coste de recursos humanos

Para la realización de este proyecto se busca un perfil de informático junior freelancer con conocimientos de Machine Learning y front-end en Java Swing. Se estima y acuerda una duración de 3 meses para el proyecto, y por el proyecto realizado se pagará una cantidad de 4500.00€, así como 500€ en bonus de entrega del proyecto en el tiempo acordado.

<b>Mano de obra</b>	<b>Cantidad (horas)</b>	<b>Coste unitario (€/h)</b>	<b>Coste total (€)</b>
Informática	480	9,375	4500

### 5.2 Coste material

Al contratar los servicios de un freelancer no debemos invertir en material hardware, sin embargo, aún existen algunos gastos asociados a las reuniones periódicas y al transporte.

<b>Gastos asociados</b>	<b>Concepto</b>	<b>Cantidad</b>	<b>Coste total (€)</b>
Transporte	Reuniones bisemanales	6	72
Bonus de trabajo	Bonus por trabajo realizado a tiempo	1	500

### 5.3 Coste informático

A pesar de contratar un freelancer, las licencias de software que no posea y sean necesarias para el trabajo serán pagadas al mismo.

<b>Licencias Software</b>	<b>Tipo</b>	<b>Cantidad</b>	<b>Coste total (€)</b>
IDE Eclipse Oxygen	Licencia Pública Eclipse	1	0

## 5.4 Importe total del proyecto

El importe total del proyecto consiste en la suma de los costes del proyecto, la suma del margen de beneficios por la aplicación y el IVA asociado a esta actividad.

<i>Coste de recursos humanos</i>	<i>4500.00€</i>
<i>Gastos asociados</i>	<i>572.00€</i>
<i>Coste informático</i>	<i>0.00€</i>
<i>Subtotal costes</i>	<i>5072.00€</i>
<i>Beneficio (20%)</i>	<i>1014.40€</i>
<i>Subtotal total</i>	<i>6086.40€</i>
<hr/>	
<i>IVA (21%)</i>	<i>1278.14€</i>
<hr/>	
<i>Importe Total</i>	<i>7364.54€</i>

El importe total del proyecto asciende a SEIS MIL CIENTO TREINTA Y SIETE EUROS CON DOCE CÉNTIMOS.



## 6 Resumen, conclusiones y líneas futuras

### 6.1 Resumen

En este proyecto se ha creado una aplicación para validar o desmentir la posibilidad de predecir un deporte utilizando Machine Learning.

Primero se ha realizado un estudio intensivo sobre la capacidad de predicción de los deportes, el cual es necesario pues nos permite encontrar dentro de todos los datos que podemos obtener de un deporte los datos que compondrán nuestras características de los algoritmos de Machine Learning. Se ha utilizado un set de datos de partidos desde la temporada 1970/71 hasta la temporada 2016/17. Este set de datos se compone de 36305 entradas, sin embargo, se podrían utilizar set de datos de otras ligas siempre que siguiesen los requisitos de formato.

Se han implementado tres distintas variaciones de algoritmos, el primero ha sido un modelo de Poisson que nos permite obtener predicciones procesando los datos que obtenemos de nuestro set de datos y estimando unas capacidades de defensa y ataque.

También se ha implementado el algoritmo de Naive Bayes con y sin selección de características. Se puede observar como la selección de características juega un papel muy importante en el algoritmo, y si la activamos el algoritmo generalmente mejora el índice de acierto del modelo de Poisson.

Finalmente se ha creado una aplicación que nos permite obtener predicciones suministrando dos equipos distintos, y que al mismo tiempo nos proporciona el índice de acierto aproximado de la predicción. Este índice de acierto supera de forma constante al acierto probabilístico, consiguiendo (dependiendo del algoritmo y equipos) hasta un 54% de acierto.

## 6.2 Conclusiones

En este TFG planteaba una serie de propósitos y preguntas que resolver, las cuales están explicadas en los objetivos. Si tratamos cada pregunta en orden de planteamiento, en este trabajo he examinado distintos deportes actuales los cuales se podrían predecir, discerniendo las variables que afectan a esta predicción. He investigado cómo y qué datos son necesarios para la predicción de eventos de este problema en particular, así mismo he investigado, implementado y utilizado distintas formas de Machine Learning para lograr la predicción de partidos de futbol.

Existen unas claras limitaciones inherentes a la predicción, ya que la aleatoriedad de los deportes supone que ningún resultado puede ser predicho con una certeza absoluta. Sin embargo, en este TFG se ha demostrado que es posible, con una muestra de datos lo suficientemente grande, entrenar algoritmos de Machine Learning para la predicción de resultados deportivos. Podemos concluir que se ha logrado el objetivo último, el cual es predecir resultados deportivos con mayor índice de acierto que la aleatoriedad pura (la cual en futbol sería un caso de cada tres, al tener tres posibles conclusiones). Finalmente, podemos afirmar que nuestros algoritmos son realmente capaces de predecir resultados, al tener mayor índice de acierto que la opción que tiene históricamente más aciertos (en este caso particular del futbol es la victoria local, con un índice de acierto aproximado al 47.1% en nuestros ejemplos).

Durante la realización de este proyecto han surgido varias limitaciones a nuestro problema. Dos de ellas han sido autoimpuestas, la primera es la escasez de datos de calidad, y la segunda es la implementación de los algoritmos. Esta primera limitación creo que ha dado aún más validez al resultado final, sin embargo, ha exigido una manipulación de los datos disponibles mucho más concienzuda. La implementación de los algoritmos podría haber sido mucho más sencilla utilizando las librerías disponibles de Machine Learning ya creadas por algunos desarrolladores, aun así, la implementación propia de los algoritmos ayuda a la facilidad de interpretación del funcionamiento de los algoritmos.

A pesar de que los índices de acierto superan las expectativas que tenía antes de empezar este proyecto y son capaces de demostrar nuestra premisa, siguen sin ser particularmente altos. La aplicación propia de los algoritmos, el deporte elegido, así como los datos y los algoritmos podrían cambiar para lograr índices de acierto más altos.

## 6.3 Líneas Futuras

Este proyecto explora la posibilidad de predicción de deportes que finalmente hemos conseguido probar como posible. Sería interesante ampliar este proyecto de varias formas, así como orientarlo hacia una aplicación más comercial.

Una mejora que podría hacerse en el apartado técnico de la aplicación podría ser la utilización de algoritmos de Machine Learning implementados en algunas librerías como Weka o Scikit-learn, por ejemplo, el K-Nearest Neighbor o el Random Forest. Al tener algoritmos implementados por estas librerías podríamos mejorar el índice de acierto de la aplicación.

Otra línea futura que podría seguir este proyecto sería la ampliación de la predicción de deportes a los deportes electrónicos. Como hemos tratado antes, los deportes electrónicos están logrando mucha fama en los últimos años y sin embargo existen pocos estudios sobre la predicción de estos. Sería una línea futura muy interesante ampliar el alcance de este trabajo para incluir a los esports, comparar las características entre estos dos tipos de deportes y aplicar Machine Learning.

Finalmente, se podría adaptar la aplicación creada para funcionar en un smartphone con Android y así comercializar esta aplicación.

## 7 Bibliografía

[1]:

**Nombre:** Guía de Apuestas Deportivas - Predicción de disciplinas deportivas

**URL:** <https://www.bettingwell.com/sports-betting-guide/interesting-bookmaker-facts/predictability-sports-disciplines>

**Descripción:** Artículo sobre la predictibilidad de distintos deportes o disciplinas.

**Captura de Pantalla:**



The screenshot shows the Bettingwell website interface. The main content area displays an article titled "Sports Betting Guide" with the sub-heading "Predictability of sports disciplines". The article text discusses the predictability of various sports, mentioning football, basketball, tennis, and hockey. A sidebar on the left features promotional banners for "Free Bets and Bonuses" with a £50 offer and a list of bookmaker bonuses. The article includes a small image of a dartboard and several navigation links at the bottom.

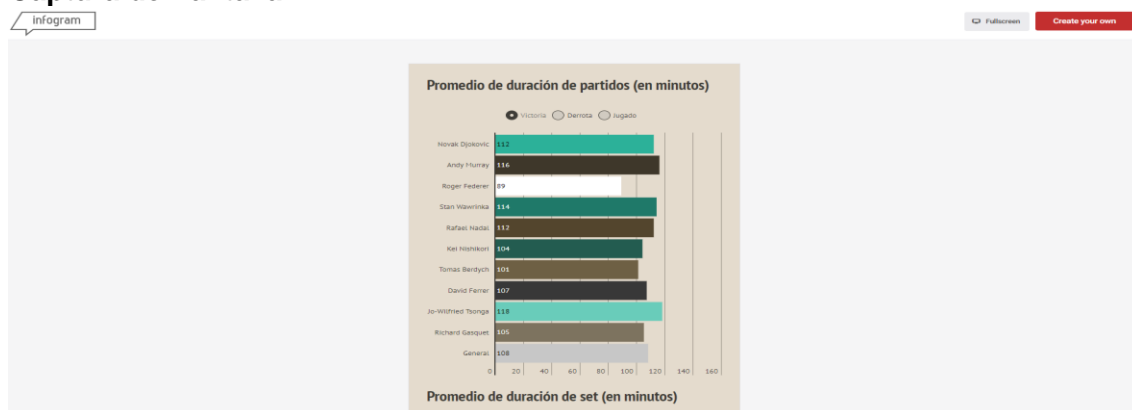
[2]:

**Nombre:** Promedio de duración de set y partidos

**URL:** <https://infogram.com/promedio-de-duracion-de-sets-y-partidos-1ggk26rxq0ek2n0>

**Descripción:** Infograma sobre la duración media de set y partidos en partidos de tenis profesional.

**Captura de Pantalla:**



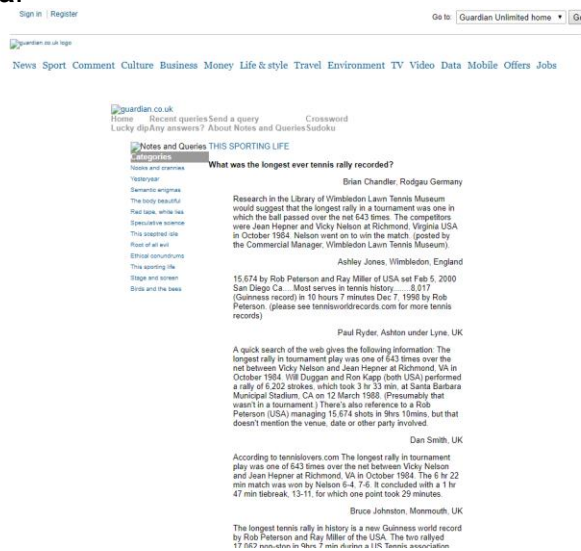
[3]:

**Nombre:** Récords de duración de partidos de tenis

**URL:** <https://www.theguardian.com/notesandqueries/query/0,5753,-24147,00.html>

**Descripción:** Récords de duración de partidos de tenis.

**Captura de Pantalla:**



[4] S. Marsland. Machine Learning: An Algorithmic Perspective. CRC press, 2015

[5] Breiman, Leo. "Statistical modeling: The two cultures (with comments and a rejoinder by the author)." Statistical science 16.3 (2001): 199-231.

[6] Mitchell, Tom M. "Machine learning. 1997." Burr Ridge, IL: McGraw Hill 45.37(1997): 870-877.

[7] Martin, Travis, et al. "Exploring limits to prediction in complex social systems." Proceedings of the 25th International Conference on World Wide Web. International World Wide Web Conferences Steering Committee, 2016.

[8]:

**Nombre:** Las apuestas deportivas online superan los 2.500 millones hasta junio de 2017

**URL:** <https://www.palco23.com/entorno/las-apuestas-deportivas-online-superan-los-2500-millones-en-el-primer-semester.html>

**Descripción:** Artículo sobre la facturación del negocio de las apuestas deportivas y su crecimiento en los últimos años.

**Captura de Pantalla:**

The screenshot shows the Palco23 website interface. At the top left is the large logo 'PALCO23'. To its right, it says 'Líder en información económica del negocio del deporte'. The date and time are 'Lunes, 25 JUN 2018 02:55'. Below the logo is a navigation menu with categories: CLUBES, COMPETICIONES, MÁRQUING, FITNESS, EQUIPAMIENTO, ENTORNO, FUERA DE JUEGO. On the right, there is a search bar labeled 'BUSCADOR' and two 'PUBLICIDAD' (Advertisement) placeholders. The main article title is 'Las apuestas deportivas online superan los 2.500 millones hasta junio de 2017'. The article text states: 'Este negocio creció un 4,3% en los seis primeros meses del año, un alza que está por debajo del crecimiento del total del juego a través de Internet, donde se incluye el póker, el casino y otras disciplinas.' Below the text, there is a 'COMPARTIR' button. On the right side of the article, there is a 'LO MÁS LEÍDO' (Most Read) section with a featured article: 'El magnate mexicano Ernesto Tinajero última la compra del Real Valladolid por 75 millones.' Below this, there are two more snippets: 'Abonos gratis por consumir patrocinadores: nace la iniciativa Abono Cero' and 'Los eSports de fútbol y motor, más propicios para conseguir patrocinios del'.

[9] Aoki, Raquel, Renato M. Assuncao, and Pedro OS Vaz de Melo. "Luck is hard to beat: The difficulty of sports prediction." Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. ACM, 2017.

[10]:

Nombre: Base Datos Futbol

URL: <https://www.bdfutbol.com/es/t/t2006-07.html>

Descripción: Base de datos histórica con datos de temporadas de la Liga española, en concreto de 2006/07.

Captura de Pantalla:

The screenshot shows the BDFUTBOL website interface for the 2006-07 Primera División season. It features a navigation menu at the top with options like INICIO, LIGAS, COMPETICIONES, EQUIPOS, SELECCIÓN, and RANKINGS. Below the menu, there's a search bar and a filter for '1ª Div'. The main content area displays the league table with columns for Puntos, PJ, PG, PE, PP, GF, GC, TA, and TR. The table lists 20 teams, with Real Madrid at the top and Gimnástico de Tarragona at the bottom. To the right of the table, there's a 'Resultados' section showing match results for 'Jomada 38'.

	Puntos	PJ	PG	PE	PP	GF	GC	TA	TR
1 Real Madrid	76	38	23	7	8	66	40	120	10
2 Barcelona	76	38	22	10	6	78	33	82	7
3 Sevilla	71	38	21	8	9	64	35	101	11
4 Valencia	66	38	20	6	12	57	42	106	9
5 Villarreal	62	38	18	8	12	48	44	99	5
6 Zaragoza	60	38	16	12	10	55	43	114	8
7 Atlético de Madrid	60	38	17	9	12	46	39	114	10
8 Recreativo de Huelva	54	38	15	9	14	54	52	65	3
9 Getafe	52	38	14	10	14	39	39	99	6
10 Racing de Santander	50	38	12	14	12	42	48	124	9
11 Espanyol	49	38	12	13	13	46	53	107	8
12 Mallorca	49	38	14	7	17	41	47	99	5
13 Deportivo de La Coruña	47	38	12	11	15	32	45	115	11
14 Osasuna	46	38	13	7	18	51	49	112	5
15 Levante	42	38	10	12	16	37	53	119	14
16 Bets	40	38	8	16	14	36	49	98	10
17 Athletic Club	40	38	10	10	18	44	62	90	8
18 Celta de Vigo	39	38	10	9	19	40	59	106	11
19 Real Sociedad	35	38	8	11	19	32	47	96	4
20 Gimnástico de Tarragona	28	38	7	7	24	34	69	92	6

[11]:

Nombre: ¿Sabes cuántos clubes de fútbol hay en España?

URL: <http://www.rfef.es/noticias/competiciones/sabes-cuantos-clubes-futbol-hay-espana>

Descripción: Artículo de noticias del medio oficial de la real federación española de futbol con los datos sobre el número de clubes de futbol en España.

Captura de Pantalla:



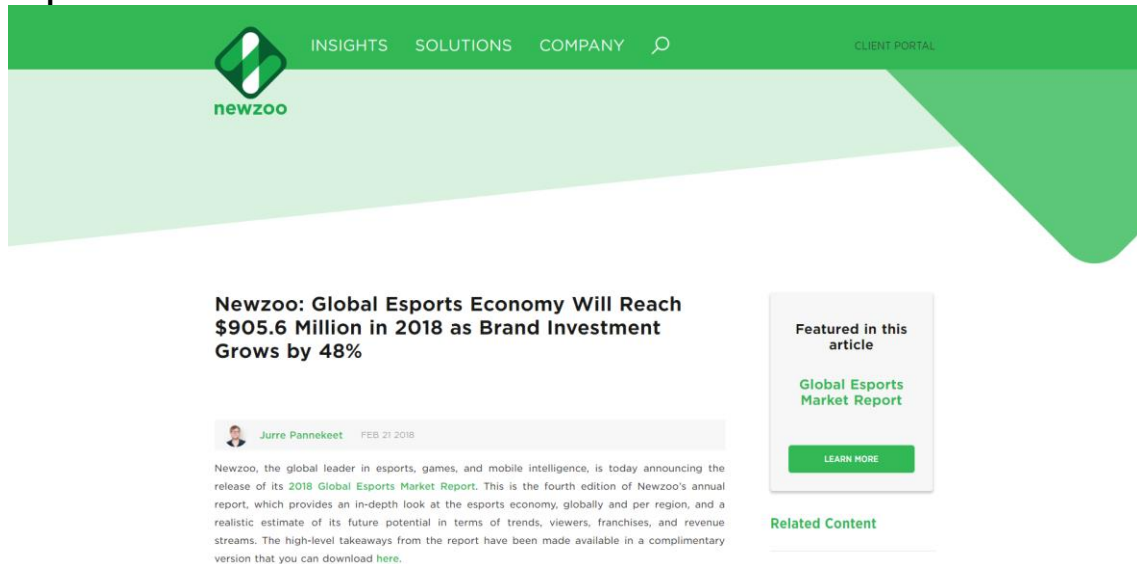
[12]:

**Nombre:** La economía global de los Esports alcanzará \$905.6 millones en 2018 a medida que la inversión de marca crece un 48%

**URL:** <https://newzoo.com/insights/articles/newzoo-global-esports-economy-will-reach-905-6-million-2018-brand-investment-grows-48/>

**Descripción:** Artículo con los datos de crecimiento de los Esports en 2018.

**Captura de Pantalla:**



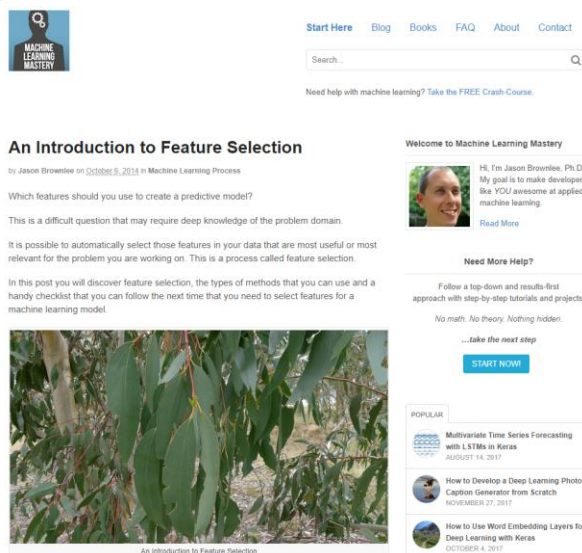
[13]:

**Nombre:** Introducción a la selección de características

**URL:** <https://machinelearningmastery.com/an-introduction-to-feature-selection/>

**Descripción:** Blog sobre la selección de características, problemas a evitar y algoritmos.

**Captura de Pantalla:**





[14] Pollard, Richard. "Home advantage in football: A current review of an unsolved puzzle." The open sports sciences journal 1.1 (2008).

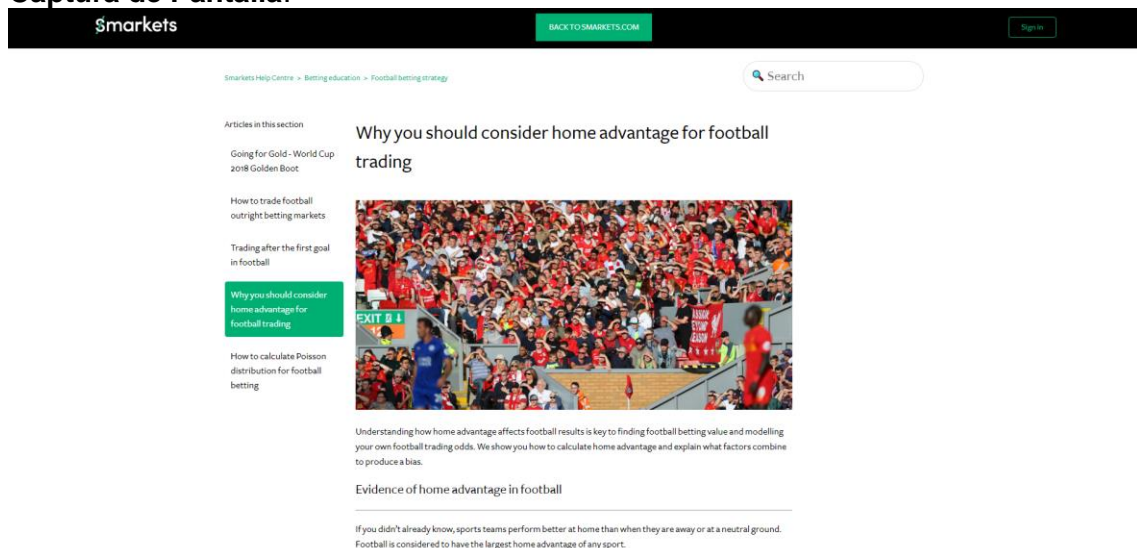
[15]:

**Nombre:** Por qué deberías considerar la ventaja de jugar como local en el fútbol

**URL:** <https://help.smarkets.com/hc/en-gb/articles/115000647291-Why-you-should-consider-home-advantage-for-football-trading>

**Descripción:** Artículo que habla de la importancia de la ventaja de local en el futbol y como influye en las apuestas.

**Captura de Pantalla:**



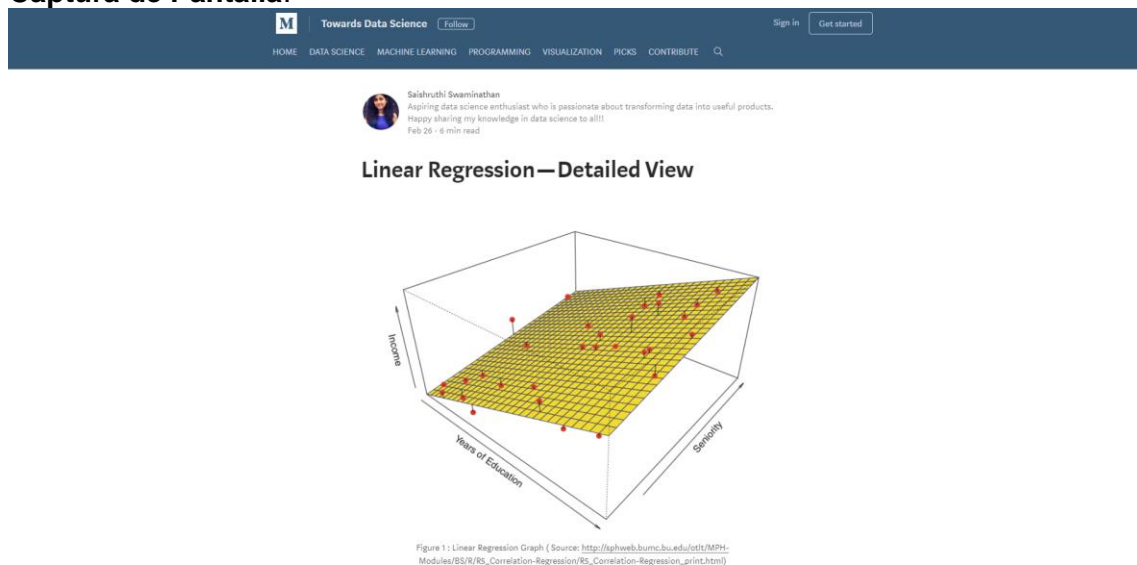
[16]:

**Nombre:** Regresión Linear

**URL:** <https://towardsdatascience.com/linear-regression-detailed-view-ea73175f6e86>

**Descripción:** Artículo explicando en detalle la regresión linear.

**Captura de Pantalla:**



**[17]** Diccionarios Oxford-Complutense. Matemáticas de Christopher Clapham 84-89784-566

**[18]** Buursma, Douwe. "Predicting sports events from past results." 14th Twente Student Conference on IT. 2010.

## 8 Anexos

36305::2016-17::2:42::Numancia::Mirandes::0:2:11/06/2017::1497132000  
36304::2016-17::2:42::Gimnastic de Tarragona::UCAM Murcia::1:0:10/06/2017::1497045600  
36303::2016-17::2:42::Almeria::Reus::1:0:10/06/2017::1497045600  
36302::2016-17::2:42::Levante::Huesca::1:2:10/06/2017::1497045600  
36301::2016-17::2:42::Valladolid::Cadiz::1:0:10/06/2017::1497045600  
36300::2016-17::2:42::Cordoba::Girona::2:1:10/06/2017::1497045600  
36299::2016-17::2:42::Mallorca::Getafe::3:3:10/06/2017::1497045600  
36298::2016-17::2:42::Elche::Real Oviedo::0:2:10/06/2017::1497045600  
36297::2016-17::2:42::Real Zaragoza::Tenerife::1:2:10/06/2017::1497045600  
36296::2016-17::2:42::Alcorcon::Lugo::3:0:10/06/2017::1497045600  
36295::2016-17::2:42::Sevilla Atletico::Rayo Vallecano::1:2:09/06/2017::1496959200  
36294::2016-17::2:41::Tenerife::Gimnastic de Tarragona::0:1:04/06/2017::1496527200  
36293::2016-17::2:41::Girona::Real Zaragoza::0:0:04/06/2017::1496527200  
36292::2016-17::2:41::Getafe::Almeria::4:0:04/06/2017::1496527200  
36291::2016-17::2:41::Reus::Valladolid::2:0:04/06/2017::1496527200  
36290::2016-17::2:41::Cadiz::Elche::2:1:04/06/2017::1496527200  
36289::2016-17::2:41::UCAM Murcia::Alcorcon::0:1:04/06/2017::1496527200  
36288::2016-17::2:41::Huesca::Numancia::0:0:04/06/2017::1496527200  
36287::2016-17::2:41::Mirandes::Mallorca::2:2:04/06/2017::1496527200  
36286::2016-17::2:41::Real Oviedo::Sevilla Atletico::1:0:04/06/2017::1496527200  
36285::2016-17::2:41::Rayo Vallecano::Cordoba::1:2:04/06/2017::1496527200  
36284::2016-17::2:41::Lugo::Levante::1:0:02/06/2017::1496354400  
36283::2016-17::2:40::Cordoba::Real Oviedo::4:2:28/05/2017::1495922400  
36282::2016-17::2:40::Mallorca::Numancia::0:0:28/05/2017::1495922400  
36281::2016-17::2:40::Gimnastic de Tarragona::Girona::3:1:28/05/2017::1495922400  
36280::2016-17::2:40::Elche::Reus::1:1:28/05/2017::1495922400  
36279::2016-17::2:40::Real Zaragoza::Rayo Vallecano::1:1:28/05/2017::1495922400  
36278::2016-17::2:40::Alcorcon::Tenerife::1:3:28/05/2017::1495922400  
36277::2016-17::2:40::Valladolid::Getafe::1:0:27/05/2017::1495836000  
36276::2016-17::2:40::Sevilla Atletico::Cadiz::3:3:27/05/2017::1495836000  
36275::2016-17::2:40::Almeria::Mirandes::2:0:27/05/2017::1495836000  
36274::2016-17::2:40::Huesca::Lugo::1:0:27/05/2017::1495836000  
36273::2016-17::2:40::Levante::UCAM Murcia::3:1:26/05/2017::1495749600  
36272::2016-17::2:39::Numancia::Lugo::0:1:21/05/2017::1495317600  
36271::2016-17::2:39::Mirandes::Valladolid::2:2:21/05/2017::1495317600  
36270::2016-17::2:39::Cadiz::Cordoba::1:1:20/05/2017::1495231200  
36269::2016-17::2:39::Real Oviedo::Real Zaragoza::0:0:20/05/2017::1495231200  
36268::2016-17::2:39::Tenerife::Levante::0:0:20/05/2017::1495231200  
36267::2016-17::2:39::Mallorca::Almeria::1:0:20/05/2017::1495231200  
36266::2016-17::2:39::Reus::Sevilla Atletico::2:1:20/05/2017::1495231200  
36265::2016-17::2:39::Girona::Alcorcon::0:0:20/05/2017::1495231200  
36264::2016-17::2:39::UCAM Murcia::Huesca::3:1:20/05/2017::1495231200  
36263::2016-17::2:39::Getafe::Elche::2:0:19/05/2017::1495144800  
36262::2016-17::2:39::Rayo Vallecano::Gimnastic de Tarragona::2:0:19/05/2017::1495144800  
36261::2016-17::2:38::Almeria::Numancia::2:0:13/05/2017::1494626400  
36260::2016-17::2:38::Lugo::UCAM Murcia::0:0:14/05/2017::1494712800  
36259::2016-17::2:38::Gimnastic de Tarragona::Real Oviedo::2:2:13/05/2017::1494626400  
36258::2016-17::2:38::Alcorcon::Rayo Vallecano::2:0:13/05/2017::1494626400  
36257::2016-17::2:38::Cordoba::Reus::1:0:13/05/2017::1494626400  
36256::2016-17::2:38::Levante::Girona::2:1:13/05/2017::1494626400  
36255::2016-17::2:38::Elche::Mirandes::0:1:13/05/2017::1494626400  
36254::2016-17::2:38::Huesca::Tenerife::2:2:13/05/2017::1494626400  
36253::2016-17::2:38::Valladolid::Mallorca::2:1:13/05/2017::1494626400  
36252::2016-17::2:38::Real Zaragoza::Cadiz::1:1:12/05/2017::1494540000  
36251::2016-17::2:38::Sevilla Atletico::Getafe::2:1:12/05/2017::1494540000  
36250::2016-17::2:37::Reus::Real Zaragoza::1:0:07/05/2017::1494108000  
36249::2016-17::2:37::Almeria::Valladolid::0:3:07/05/2017::1494108000  
36248::2016-17::2:37::Getafe::Cordoba::2:0:07/05/2017::1494108000  
36247::2016-17::2:37::Cadiz::Gimnastic de Tarragona::0:0:07/05/2017::1494108000  
36246::2016-17::2:37::Mirandes::Sevilla Atletico::0:1:07/05/2017::1494108000  
36245::2016-17::2:37::Tenerife::Lugo::2:1:07/05/2017::1494108000  
36244::2016-17::2:37::Girona::Huesca::3:1:06/05/2017::1494021600  
36243::2016-17::2:37::Rayo Vallecano::Levante::2:1:06/05/2017::1494021600  
36242::2016-17::2:37::Numancia::UCAM Murcia::1:0:06/05/2017::1494021600  
36241::2016-17::2:37::Mallorca::Elche::1:0:06/05/2017::1494021600  
36240::2016-17::2:37::Real Oviedo::Alcorcon::0:1:05/05/2017::1493935200  
36239::2016-17::2:36::Gimnastic de Tarragona::Reus::0:1:01/05/2017::1493589600  
36238::2016-17::2:36::Huesca::Rayo Vallecano::2:0:01/05/2017::1493589600  
36237::2016-17::2:36::Sevilla Atletico::Mallorca::2:3:30/04/2017::1493503200

36236::2016-17::2::36::Cordoba::Mirandes::1::1::30/04/2017::1493503200  
36235::2016-17::2::36::Lugo::Girona::1::2::30/04/2017::1493503200  
36234::2016-17::2::36::Alcorcon::Cadiz::0::2::30/04/2017::1493503200  
36233::2016-17::2::36::Real Zaragoza::Getafe::1::2::29/04/2017::1493416800  
36232::2016-17::2::36::Levante::Real Oviedo::1::0::29/04/2017::1493416800  
36231::2016-17::2::36::Valladolid::Numancia::1::1::29/04/2017::1493416800  
36230::2016-17::2::36::UCAM Murcia::Tenerife::1::0::29/04/2017::1493416800  
36229::2016-17::2::36::Elche::Almeria::2::3::28/04/2017::1493330400  
36228::2016-17::2::35::Almeria::Sevilla Atletico::2::1::23/04/2017::1492898400  
36227::2016-17::2::35::Reus::Alcorcon::0::0::23/04/2017::1492898400  
36226::2016-17::2::35::Mallorca::Cordoba::1::1::23/04/2017::1492898400  
36225::2016-17::2::35::Mirandes::Real Zaragoza::0::1::23/04/2017::1492898400  
36224::2016-17::2::35::Numancia::Tenerife::1::1::23/04/2017::1492898400  
36223::2016-17::2::35::Girona::UCAM Murcia::1::2::22/04/2017::1492812000  
36222::2016-17::2::35::Rayo Vallecano::Lugo::2::0::22/04/2017::1492812000  
36221::2016-17::2::35::Getafe::Gimnastic de Tarragona::1::1::22/04/2017::1492812000  
36220::2016-17::2::35::Cadiz::Levante::1::1::22/04/2017::1492812000  
36219::2016-17::2::35::Valladolid::Elche::2::1::22/04/2017::1492812000  
36218::2016-17::2::35::Real Oviedo::Huesca::1::1::21/04/2017::1492725600  
36217::2016-17::2::34::Levante::Reus::0::0::16/04/2017::1492293600  
36216::2016-17::2::34::Real Zaragoza::Mallorca::1::0::16/04/2017::1492293600  
36215::2016-17::2::34::Lugo::Real Oviedo::2::1::16/04/2017::1492293600  
36214::2016-17::2::34::Cordoba::Almeria::1::0::16/04/2017::1492293600  
36213::2016-17::2::34::UCAM Murcia::Rayo Vallecano::0::1::16/04/2017::1492293600  
36212::2016-17::2::34::Alcorcon::Getafe::0::3::16/04/2017::1492293600  
36211::2016-17::2::34::Sevilla Atletico::Valladolid::6::2::16/04/2017::1492293600  
36210::2016-17::2::34::Huesca::Cadiz::1::1::15/04/2017::1492207200  
36209::2016-17::2::34::Tenerife::Girona::3::3::15/04/2017::1492207200  
36208::2016-17::2::34::Gimnastic de Tarragona::Mirandes::4::1::15/04/2017::1492207200  
36207::2016-17::2::34::Elche::Numancia::1::3::15/04/2017::1492207200  
36206::2016-17::2::33::Almeria::Real Zaragoza::2::2::09/04/2017::1491688800  
36205::2016-17::2::33::Reus::Huesca::0::1::09/04/2017::1491688800  
36204::2016-17::2::33::Real Oviedo::UCAM Murcia::2::0::09/04/2017::1491688800  
36203::2016-17::2::33::Numancia::Girona::0::2::09/04/2017::1491688800  
36202::2016-17::2::33::Elche::Sevilla Atletico::3::2::09/04/2017::1491688800  
36201::2016-17::2::33::Valladolid::Cordoba::2::1::09/04/2017::1491688800  
36200::2016-17::2::33::Rayo Vallecano::Tenerife::1::1::08/04/2017::1491602400  
36199::2016-17::2::33::Getafe::Levante::2::0::08/04/2017::1491602400  
36198::2016-17::2::33::Cadiz::Lugo::1::1::08/04/2017::1491602400  
36197::2016-17::2::33::Mallorca::Gimnastic de Tarragona::0::0::08/04/2017::1491602400  
36196::2016-17::2::33::Mirandes::Alcorcon::2::0::07/04/2017::1491516000  
36195::2016-17::2::32::Sevilla Atletico::Numancia::1::1::03/04/2017::1491170400  
36194::2016-17::2::32::Lugo::Reus::1::0::02/04/2017::1491084000  
36193::2016-17::2::32::Real Zaragoza::Valladolid::1::1::02/04/2017::1491084000  
36192::2016-17::2::32::Cordoba::Elche::1::0::02/04/2017::1491084000  
36191::2016-17::2::32::Tenerife::Real Oviedo::1::0::02/04/2017::1491084000  
36190::2016-17::2::32::Gimnastic de Tarragona::Almeria::0::1::02/04/2017::1491084000  
36189::2016-17::2::32::Girona::Rayo Vallecano::1::3::01/04/2017::1490997600  
36188::2016-17::2::32::Huesca::Getafe::0::0::01/04/2017::1490997600  
36187::2016-17::2::32::UCAM Murcia::Cadiz::1::1::01/04/2017::1490997600  
36186::2016-17::2::32::Levante::Mirandes::2::1::01/04/2017::1490997600  
36185::2016-17::2::32::Alcorcon::Mallorca::1::0::31/03/2017::1490911200  
36184::2016-17::2::31::Elche::Real Zaragoza::0::3::26/03/2017::1490482800  
36183::2016-17::2::31::Sevilla Atletico::Cordoba::1::0::26/03/2017::1490482800  
36182::2016-17::2::31::Mirandes::Huesca::1::3::26/03/2017::1490482800  
36181::2016-17::2::31::Reus::UCAM Murcia::0::0::26/03/2017::1490482800  
36180::2016-17::2::31::Cadiz::Tenerife::0::1::26/03/2017::1490482800  
36179::2016-17::2::31::Getafe::Lugo::2::0::26/03/2017::1490482800  
36178::2016-17::2::31::Real Oviedo::Girona::2::0::25/03/2017::1490396400  
36177::2016-17::2::31::Mallorca::Levante::1::1::25/03/2017::1490396400  
36176::2016-17::2::31::Almeria::Alcorcon::3::1::25/03/2017::1490396400  
36175::2016-17::2::31::Numancia::Rayo Vallecano::0::0::25/03/2017::1490396400  
36174::2016-17::2::31::Valladolid::Gimnastic de Tarragona::1::2::25/03/2017::1490396400  
36173::2016-17::2::30::Rayo Vallecano::Real Oviedo::2::0::19/03/2017::1489878000  
36172::2016-17::2::30::Girona::Cadiz::1::2::19/03/2017::1489878000  
36171::2016-17::2::30::Tenerife::Reus::0::1::19/03/2017::1489878000  
36170::2016-17::2::30::Alcorcon::Valladolid::1::2::19/03/2017::1489878000  
36169::2016-17::2::30::Levante::Almeria::1::0::19/03/2017::1489878000  
36168::2016-17::2::30::Real Zaragoza::Sevilla Atletico::1::2::18/03/2017::1489791600  
36167::2016-17::2::30::UCAM Murcia::Getafe::2::0::18/03/2017::1489791600  
36166::2016-17::2::30::Huesca::Mallorca::2::1::18/03/2017::1489791600  
36165::2016-17::2::30::Lugo::Mirandes::2::1::18/03/2017::1489791600  
36164::2016-17::2::30::Cordoba::Numancia::0::0::18/03/2017::1489791600  
36163::2016-17::2::30::Gimnastic de Tarragona::Elche::1::3::17/03/2017::1489705200  
36162::2016-17::2::29::Getafe::Tenerife::2::2::12/03/2017::1489273200

36161::2016-17::2::29::Reus::Girona::1::2::12/03/2017::1489273200  
36160::2016-17::2::29::Cadiz::Rayo Vallecano::1::0::12/03/2017::1489273200  
36159::2016-17::2::29::Sevilla Atletico::Gimnastic de Tarragona::2::2::12/03/2017::1489273200  
36158::2016-17::2::29::Almeria::Huesca::0::0::12/03/2017::1489273200  
36157::2016-17::2::29::Cordoba::Real Zaragoza::2::1::11/03/2017::1489186800  
36156::2016-17::2::29::Mirandes::UCAM Murcia::1::1::11/03/2017::1489186800  
36155::2016-17::2::29::Valladolid::Levante::0::4::11/03/2017::1489186800  
36154::2016-17::2::29::Numancia::Real Oviedo::0::0::11/03/2017::1489186800  
36153::2016-17::2::29::Mallorca::Lugo::1::1::11/03/2017::1489186800  
36152::2016-17::2::29::Elche::Alcorcon::0::0::10/03/2017::1489100400  
36151::2016-17::2::28::Real Zaragoza::Numancia::3::0::05/03/2017::1488668400  
36150::2016-17::2::28::Gimnastic de Tarragona::Cordoba::2::1::05/03/2017::1488668400  
36149::2016-17::2::28::Lugo::Almeria::1::2::05/03/2017::1488668400  
36148::2016-17::2::28::Levante::Elche::2::1::05/03/2017::1488668400  
36147::2016-17::2::28::Huesca::Valladolid::1::0::05/03/2017::1488668400  
36146::2016-17::2::28::UCAM Murcia::Mallorca::1::1::05/03/2017::1488668400  
36145::2016-17::2::28::Real Oviedo::Cadiz::2::1::04/03/2017::1488582000  
36144::2016-17::2::28::Rayo Vallecano::Reus::0::0::04/03/2017::1488582000  
36143::2016-17::2::28::Girona::Getafe::5::1::04/03/2017::1488582000  
36142::2016-17::2::28::Alcorcon::Sevilla Atletico::0::0::04/03/2017::1488582000  
36141::2016-17::2::28::Tenerife::Mirandes::1::1::03/03/2017::1488495600  
36140::2016-17::2::27::Real Zaragoza::Gimnastic de Tarragona::1::2::26/02/2017::1488063600  
36139::2016-17::2::27::Sevilla Atletico::Levante::1::1::26/02/2017::1488063600  
36138::2016-17::2::27::Valladolid::Lugo::1::1::26/02/2017::1488063600  
36137::2016-17::2::27::Almeria::UCAM Murcia::2::3::26/02/2017::1488063600  
36136::2016-17::2::27::Numancia::Cadiz::0::3::26/02/2017::1488063600  
36135::2016-17::2::27::Getafe::Rayo Vallecano::1::0::25/02/2017::1487977200  
36134::2016-17::2::27::Mallorca::Tenerife::1::4::25/02/2017::1487977200  
36133::2016-17::2::27::Mirandes::Girona::0::2::25/02/2017::1487977200  
36132::2016-17::2::27::Elche::Huesca::1::1::25/02/2017::1487977200  
36131::2016-17::2::27::Cordoba::Alcorcon::1::0::25/02/2017::1487977200  
36130::2016-17::2::27::Reus::Real Oviedo::1::1::24/02/2017::1487890800  
36129::2016-17::2::26::Alcorcon::Real Zaragoza::1::1::19/02/2017::1487458800  
36128::2016-17::2::26::Rayo Vallecano::Mirandes::1::2::19/02/2017::1487458800  
36127::2016-17::2::26::Real Oviedo::Getafe::2::1::19/02/2017::1487458800  
36126::2016-17::2::26::Cadiz::Reus::0::0::19/02/2017::1487458800  
36125::2016-17::2::26::Huesca::Sevilla Atletico::2::1::19/02/2017::1487458800  
36124::2016-17::2::26::Girona::Mallorca::1::0::18/02/2017::1487372400  
36123::2016-17::2::26::Gimnastic de Tarragona::Numancia::2::0::18/02/2017::1487372400  
36122::2016-17::2::26::Levante::Cordoba::3::1::18/02/2017::1487372400  
36121::2016-17::2::26::Tenerife::Almeria::1::0::18/02/2017::1487372400  
36120::2016-17::2::26::UCAM Murcia::Valladolid::1::3::18/02/2017::1487372400  
36119::2016-17::2::26::Lugo::Elche::1::2::17/02/2017::1487286000  
36118::2016-17::2::25::Mallorca::Rayo Vallecano::2::1::12/02/2017::1486854000  
36117::2016-17::2::25::Elche::UCAM Murcia::1::1::12/02/2017::1486854000  
36116::2016-17::2::25::Mirandes::Real Oviedo::0::2::12/02/2017::1486854000  
36115::2016-17::2::25::Numancia::Reus::1::0::12/02/2017::1486854000  
36114::2016-17::2::25::Valladolid::Tenerife::0::0::12/02/2017::1486854000  
36113::2016-17::2::25::Cordoba::Huesca::0::2::12/02/2017::1486854000  
36112::2016-17::2::25::Getafe::Cadiz::3::2::11/02/2017::1486767600  
36111::2016-17::2::25::Gimnastic de Tarragona::Alcorcon::1::1::11/02/2017::1486767600  
36110::2016-17::2::25::Real Zaragoza::Levante::0::1::11/02/2017::1486767600  
36109::2016-17::2::25::Almeria::Girona::0::0::11/02/2017::1486767600  
36108::2016-17::2::25::Sevilla Atletico::Lugo::1::1::10/02/2017::1486681200  
36107::2016-17::2::24::Girona::Valladolid::2::1::05/02/2017::1486249200  
36106::2016-17::2::24::Reus::Getafe::1::1::05/02/2017::1486249200  
36105::2016-17::2::24::Levante::Gimnastic de Tarragona::2::1::05/02/2017::1486249200  
36104::2016-17::2::24::Rayo Vallecano::Almeria::1::0::05/02/2017::1486249200  
36103::2016-17::2::24::Real Oviedo::Mallorca::2::1::05/02/2017::1486249200  
36102::2016-17::2::24::Huesca::Real Zaragoza::2::3::04/02/2017::1486162800  
36101::2016-17::2::24::Cadiz::Mirandes::2::1::04/02/2017::1486162800  
36100::2016-17::2::24::Lugo::Cordoba::1::0::04/02/2017::1486162800  
36099::2016-17::2::24::Tenerife::Elche::2::0::04/02/2017::1486162800  
36098::2016-17::2::24::Alcorcon::Numancia::2::3::04/02/2017::1486162800  
36097::2016-17::2::24::UCAM Murcia::Sevilla Atletico::1::0::03/02/2017::1486076400  
36096::2016-17::2::23::Real Zaragoza::Lugo::1::1::29/01/2017::1485644400  
36095::2016-17::2::23::Almeria::Real Oviedo::3::0::29/01/2017::1485644400  
36094::2016-17::2::23::Mallorca::Cadiz::0::0::29/01/2017::1485644400  
36093::2016-17::2::23::Cordoba::UCAM Murcia::1::1::29/01/2017::1485644400  
36092::2016-17::2::23::Numancia::Getafe::2::0::29/01/2017::1485644400  
36091::2016-17::2::23::Valladolid::Rayo Vallecano::2::1::28/01/2017::1485558000  
36090::2016-17::2::23::Alcorcon::Levante::2::0::28/01/2017::1485558000  
36089::2016-17::2::23::Gimnastic de Tarragona::Huesca::0::0::28/01/2017::1485558000  
36088::2016-17::2::23::Mirandes::Reus::1::1::28/01/2017::1485558000  
36087::2016-17::2::23::Sevilla Atletico::Tenerife::0::0::28/01/2017::1485558000

36086::2016-17::2::23::Elche::Girona::1::0::27/01/2017::1485471600  
36085::2016-17::2::22::Cadiz::Almeria::1::0::22/01/2017::1485039600  
36084::2016-17::2::22::Girona::Sevilla Atletico::2::0::22/01/2017::1485039600  
36083::2016-17::2::22::Getafe::Mirandes::1::1::22/01/2017::1485039600  
36082::2016-17::2::22::Reus::Mallorca::1::1::22/01/2017::1485039600  
36081::2016-17::2::22::Levante::Numancia::1::0::22/01/2017::1485039600  
36080::2016-17::2::22::UCAM Murcia::Real Zaragoza::1::0::21/01/2017::1484953200  
36079::2016-17::2::22::Rayo Vallecano::Elche::1::1::21/01/2017::1484953200  
36078::2016-17::2::22::Huesca::Alcorcon::0::1::21/01/2017::1484953200  
36077::2016-17::2::22::Lugo::Gimnastic de Tarragona::2::3::21/01/2017::1484953200  
36076::2016-17::2::22::Tenerife::Cordoba::2::0::21/01/2017::1484953200  
36075::2016-17::2::22::Real Oviedo::Valladolid::1::0::21/01/2017::1484953200  
36074::2016-17::2::21::Girona::Cordoba::2::0::15/01/2017::1484434800  
36073::2016-17::2::21::Huesca::Levante::0::2::15/01/2017::1484434800  
36072::2016-17::2::21::Lugo::Alcorcon::1::0::15/01/2017::1484434800  
36071::2016-17::2::21::Reus::Almeria::1::0::15/01/2017::1484434800  
36070::2016-17::2::21::Getafe::Mallorca::1::1::15/01/2017::1484434800  
36069::2016-17::2::21::Tenerife::Real Zaragoza::1::0::14/01/2017::1484348400  
36068::2016-17::2::21::Mirandes::Numancia::0::3::14/01/2017::1484348400  
36067::2016-17::2::21::Real Oviedo::Elche::2::1::14/01/2017::1484348400  
36066::2016-17::2::21::UCAM Murcia::Gimnastic de Tarragona::1::1::14/01/2017::1484348400  
36065::2016-17::2::21::Rayo Vallecano::Sevilla Atletico::1::1::14/01/2017::1484348400  
36064::2016-17::2::21::Cadiz::Valladolid::0::1::13/01/2017::1484262000  
36063::2016-17::2::20::Sevilla Atletico::Real Oviedo::5::3::08/01/2017::1483830000  
36062::2016-17::2::20::Real Zaragoza::Girona::0::2::08/01/2017::1483830000  
36061::2016-17::2::20::Elche::Cadiz::2::3::08/01/2017::1483830000  
36060::2016-17::2::20::Gimnastic de Tarragona::Tenerife::1::1::08/01/2017::1483830000  
36059::2016-17::2::20::Alcorcon::UCAM Murcia::0::0::08/01/2017::1483830000  
36058::2016-17::2::20::Cordoba::Rayo Vallecano::0::0::07/01/2017::1483743600  
36057::2016-17::2::20::Levante::Lugo::1::0::07/01/2017::1483743600  
36056::2016-17::2::20::Mallorca::Mirandes::2::0::06/01/2017::1483657200  
36055::2016-17::2::20::Numancia::Huesca::0::0::06/01/2017::1483657200  
36054::2016-17::2::20::Almeria::Getafe::0::1::06/01/2017::1483657200  
36053::2016-17::2::20::Valladolid::Reus::1::0::06/01/2017::1483657200  
36052::2016-17::2::19::UCAM Murcia::Levante::0::2::11/01/2017::1484089200  
36051::2016-17::2::19::Cadiz::Sevilla Atletico::4::1::18/12/2016::1482015600  
36050::2016-17::2::19::Mirandes::Almeria::2::1::18/12/2016::1482015600  
36049::2016-17::2::19::Numancia::Mallorca::3::1::18/12/2016::1482015600  
36048::2016-17::2::19::Rayo Vallecano::Real Zaragoza::1::2::18/12/2016::1482015600  
36047::2016-17::2::19::Girona::Gimnastic de Tarragona::4::2::17/12/2016::1481929200  
36046::2016-17::2::19::Tenerife::Alcorcon::2::0::17/12/2016::1481929200  
36045::2016-17::2::19::Real Oviedo::Cordoba::1::2::17/12/2016::1481929200  
36044::2016-17::2::19::Lugo::Huesca::1::1::17/12/2016::1481929200  
36043::2016-17::2::19::Getafe::Valladolid::3::1::17/12/2016::1481929200  
36042::2016-17::2::19::Reus::Elche::0::1::16/12/2016::1481842800  
36041::2016-17::2::18::Real Zaragoza::Real Oviedo::2::1::11/12/2016::1481410800  
36040::2016-17::2::18::Lugo::Numancia::3::1::11/12/2016::1481410800  
36039::2016-17::2::18::Valladolid::Mirandes::5::0::11/12/2016::1481410800  
36038::2016-17::2::18::Alcorcon::Girona::2::1::11/12/2016::1481410800  
36037::2016-17::2::18::Cordoba::Cadiz::1::3::11/12/2016::1481410800  
36036::2016-17::2::18::Almeria::Mallorca::2::1::11/12/2016::1481410800  
36035::2016-17::2::18::Levante::Tenerife::1::0::10/12/2016::1481324400  
36034::2016-17::2::18::Huesca::UCAM Murcia::5::2::10/12/2016::1481324400  
36033::2016-17::2::18::Elche::Getafe::2::2::10/12/2016::1481324400  
36032::2016-17::2::18::Gimnastic de Tarragona::Rayo Vallecano::0::1::10/12/2016::1481324400  
36031::2016-17::2::18::Sevilla Atletico::Reus::0::1::09/12/2016::1481238000  
36030::2016-17::2::17::Reus::Cordoba::1::2::04/12/2016::1480806000  
36029::2016-17::2::17::Tenerife::Huesca::1::1::04/12/2016::1480806000  
36028::2016-17::2::17::Mallorca::Valladolid::0::3::04/12/2016::1480806000  
36027::2016-17::2::17::Real Oviedo::Gimnastic de Tarragona::1::0::04/12/2016::1480806000  
36026::2016-17::2::17::Girona::Levante::2::1::04/12/2016::1480806000  
36025::2016-17::2::17::Rayo Vallecano::Alcorcon::2::0::04/12/2016::1480806000  
36024::2016-17::2::17::Cadiz::Real Zaragoza::3::0::03/12/2016::1480719600  
36023::2016-17::2::17::Numancia::Almeria::1::0::03/12/2016::1480719600  
36022::2016-17::2::17::UCAM Murcia::Lugo::1::2::03/12/2016::1480719600  
36021::2016-17::2::17::Mirandes::Elche::1::0::03/12/2016::1480719600  
36020::2016-17::2::17::Getafe::Sevilla Atletico::2::0::02/12/2016::1480633200  
36019::2016-17::2::16::Levante::Rayo Vallecano::1::0::14/12/2016::1481670000  
36018::2016-17::2::16::Cordoba::Getafe::1::3::27/11/2016::1480201200  
36017::2016-17::2::16::Sevilla Atletico::Mirandes::1::0::27/11/2016::1480201200  
36016::2016-17::2::16::Huesca::Girona::1::2::27/11/2016::1480201200  
36015::2016-17::2::16::Elche::Mallorca::1::0::27/11/2016::1480201200  
36014::2016-17::2::16::Real Zaragoza::Reus::2::2::26/11/2016::1480114800  
36013::2016-17::2::16::UCAM Murcia::Numancia::3::2::26/11/2016::1480114800  
36012::2016-17::2::16::Alcorcon::Real Oviedo::5::1::26/11/2016::1480114800

36011::2016-17::2::16::Valladolid::Almeria::0:0:26/11/2016::1480114800  
36010::2016-17::2::16::Lugo::Tenerife::1:3:26/11/2016::1480114800  
36009::2016-17::2::16::Gimnastic de Tarragona::Cadiz::1:0:25/11/2016::1480028400  
36008::2016-17::2::15::Mirandes::Cordoba::1:1:20/11/2016::1479596400  
36007::2016-17::2::15::Rayo Vallecano::Huesca::2:2:20/11/2016::1479596400  
36006::2016-17::2::15::Cadiz::Alcorcon::4:1:20/11/2016::1479596400  
36005::2016-17::2::15::Tenerife::UCAM Murcia::2:1:20/11/2016::1479596400  
36004::2016-17::2::15::Getafe::Real Zaragoza::1:0:20/11/2016::1479596400  
36003::2016-17::2::15::Reus::Gimnastic de Tarragona::1:0:20/11/2016::1479596400  
36002::2016-17::2::15::Girona::Lugo::3:1:19/11/2016::1479510000  
36001::2016-17::2::15::Mallorca::Sevilla Atletico::2:2:19/11/2016::1479510000  
36000::2016-17::2::15::Real Oviedo::Levante::2:0:19/11/2016::1479510000  
35999::2016-17::2::15::Numancia::Valladolid::2:1:19/11/2016::1479510000  
35998::2016-17::2::15::Almeria::Elche::2:1:18/11/2016::1479423600  
35997::2016-17::2::14::Real Zaragoza::Mirandes::2:0:13/11/2016::1478991600  
35996::2016-17::2::14::UCAM Murcia::Girona::0:1:13/11/2016::1478991600  
35995::2016-17::2::14::Sevilla Atletico::Almeria::1:0:13/11/2016::1478991600  
35994::2016-17::2::14::Lugo::Rayo Vallecano::1:0:13/11/2016::1478991600  
35993::2016-17::2::14::Levante::Cadiz::0:0:12/11/2016::1478905200  
35992::2016-17::2::14::Tenerife::Numancia::1:1:12/11/2016::1478905200  
35991::2016-17::2::14::Alcorcon::Reus::1:0:12/11/2016::1478905200  
35990::2016-17::2::14::Gimnastic de Tarragona::Getafe::1:0:12/11/2016::1478905200  
35989::2016-17::2::14::Huesca::Real Oviedo::4:0:12/11/2016::1478905200  
35988::2016-17::2::14::Elche::Valladolid::2:0:12/11/2016::1478905200  
35987::2016-17::2::14::Cordoba::Mallorca::0:2:11/11/2016::1478818800  
35986::2016-17::2::13::Reus::Levante::0:1:06/11/2016::1478386800  
35985::2016-17::2::13::Getafe::Alcorcon::1:0:06/11/2016::1478386800  
35984::2016-17::2::13::Real Oviedo::Lugo::1:1:06/11/2016::1478386800  
35983::2016-17::2::13::Almeria::Cordoba::3:1:06/11/2016::1478386800  
35982::2016-17::2::13::Numancia::Elche::2:2:06/11/2016::1478386800  
35981::2016-17::2::13::Mirandes::Gimnastic de Tarragona::0:1:06/11/2016::1478386800  
35980::2016-17::2::13::Mallorca::Real Zaragoza::2:2:05/11/2016::1478300400  
35979::2016-17::2::13::Valladolid::Sevilla Atletico::2:0:05/11/2016::1478300400  
35978::2016-17::2::13::Rayo Vallecano::UCAM Murcia::0:1:05/11/2016::1478300400  
35977::2016-17::2::13::Girona::Tenerife::1:1:05/11/2016::1478300400  
35976::2016-17::2::13::Cadiz::Huesca::1:0:05/11/2016::1478300400  
35975::2016-17::2::12::Levante::Getafe::1:1:30/10/2016::1477778400  
35974::2016-17::2::12::Gimnastic de Tarragona::Mallorca::2:2:30/10/2016::1477778400  
35973::2016-17::2::12::Alcorcon::Mirandes::1:0:30/10/2016::1477778400  
35972::2016-17::2::12::UCAM Murcia::Real Oviedo::0:1:30/10/2016::1477778400  
35971::2016-17::2::12::Lugo::Cadiz::0:1:30/10/2016::1477778400  
35970::2016-17::2::12::Sevilla Atletico::Elche::2:0:30/10/2016::1477778400  
35969::2016-17::2::12::Girona::Numancia::3:0:30/10/2016::1477778400  
35968::2016-17::2::12::Cordoba::Valladolid::1:1:29/10/2016::1477692000  
35967::2016-17::2::12::Tenerife::Rayo Vallecano::3:2:29/10/2016::1477692000  
35966::2016-17::2::12::Real Zaragoza::Almeria::2:1:29/10/2016::1477692000  
35965::2016-17::2::12::Huesca::Reus::2:1:29/10/2016::1477692000  
35964::2016-17::2::11::Real Oviedo::Tenerife::2:0:23/10/2016::1477173600  
35963::2016-17::2::11::Cadiz::UCAM Murcia::2:2:23/10/2016::1477173600  
35962::2016-17::2::11::Mirandes::Levante::0:3:23/10/2016::1477173600  
35961::2016-17::2::11::Almeria::Gimnastic de Tarragona::3:0:23/10/2016::1477173600  
35960::2016-17::2::11::Mallorca::Alcorcon::1:0:23/10/2016::1477173600  
35959::2016-17::2::11::Valladolid::Real Zaragoza::0:0:23/10/2016::1477173600  
35958::2016-17::2::11::Rayo Vallecano::Girona::1:0:22/10/2016::1477087200  
35957::2016-17::2::11::Numancia::Sevilla Atletico::1:2:22/10/2016::1477087200  
35956::2016-17::2::11::Getafe::Huesca::1:1:22/10/2016::1477087200  
35955::2016-17::2::11::Reus::Lugo::2:1:22/10/2016::1477087200  
35954::2016-17::2::11::Elche::Cordoba::1:1:22/10/2016::1477087200  
35953::2016-17::2::10::Tenerife::Cadiz::1:1:16/10/2016::1476568800  
35952::2016-17::2::10::Gimnastic de Tarragona::Valladolid::1:2:16/10/2016::1476568800  
35951::2016-17::2::10::UCAM Murcia::Reus::0:2:16/10/2016::1476568800  
35950::2016-17::2::10::Rayo Vallecano::Numancia::3:3:16/10/2016::1476568800  
35949::2016-17::2::10::Cordoba::Sevilla Atletico::0:1:16/10/2016::1476568800  
35948::2016-17::2::10::Real Zaragoza::Elche::1:3:16/10/2016::1476568800  
35947::2016-17::2::10::Levante::Mallorca::2:1:15/10/2016::1476482400  
35946::2016-17::2::10::Huesca::Mirandes::3:0:15/10/2016::1476482400  
35945::2016-17::2::10::Alcorcon::Almeria::0:0:15/10/2016::1476482400  
35944::2016-17::2::10::Girona::Real Oviedo::0:0:15/10/2016::1476482400  
35943::2016-17::2::10::Lugo::Getafe::0:1:15/10/2016::1476482400  
35942::2016-17::2::9::Almeria::Levante::2:2:09/10/2016::1475964000  
35941::2016-17::2::9::Mallorca::Huesca::3:0:09/10/2016::1475964000  
35940::2016-17::2::9::Cadiz::Girona::0:0:09/10/2016::1475964000  
35939::2016-17::2::9::Mirandes::Lugo::2:2:09/10/2016::1475964000  
35938::2016-17::2::9::Real Oviedo::Rayo Vallecano::2:0:09/10/2016::1475964000  
35937::2016-17::2::9::Sevilla Atletico::Real Zaragoza::2:1:08/10/2016::1475877600

35936::2016-17::2::9::Elche::Gimnastic de Tarragona::4::4::08/10/2016::1475877600  
35935::2016-17::2::9::Numancia::Cordoba::1::1::08/10/2016::1475877600  
35934::2016-17::2::9::Getafe::UCAM Murcia::2::0::08/10/2016::1475877600  
35933::2016-17::2::9::Valladolid::Alcorcon::2::0::08/10/2016::1475877600  
35932::2016-17::2::9::Reus::Tenerife::0::0::08/10/2016::1475877600  
35931::2016-17::2::8::Rayo Vallecano::Cadiz::3::0::02/10/2016::1475359200  
35930::2016-17::2::8::Tenerife::Getafe::0::0::02/10/2016::1475359200  
35929::2016-17::2::8::Real Oviedo::Numancia::2::2::02/10/2016::1475359200  
35928::2016-17::2::8::Levante::Valladolid::3::2::02/10/2016::1475359200  
35927::2016-17::2::8::Girona::Reus::1::0::02/10/2016::1475359200  
35926::2016-17::2::8::UCAM Murcia::Mirandes::2::2::02/10/2016::1475359200  
35925::2016-17::2::8::Real Zaragoza::Cordoba::1::1::01/10/2016::1475272800  
35924::2016-17::2::8::Gimnastic de Tarragona::Sevilla Atletico::1::1::01/10/2016::1475272800  
35923::2016-17::2::8::Alcorcon::Elche::1::0::01/10/2016::1475272800  
35922::2016-17::2::8::Lugo::Mallorca::3::1::01/10/2016::1475272800  
35921::2016-17::2::8::Huesca::Almeria::2::0::01/10/2016::1475272800  
35920::2016-17::2::7::Reus::Rayo Vallecano::1::1::25/09/2016::1474754400  
35919::2016-17::2::7::Numancia::Real Zaragoza::2::1::25/09/2016::1474754400  
35918::2016-17::2::7::Getafe::Girona::0::2::25/09/2016::1474754400  
35917::2016-17::2::7::Mallorca::UCAM Murcia::0::0::25/09/2016::1474754400  
35916::2016-17::2::7::Mirandes::Tenerife::3::2::25/09/2016::1474754400  
35915::2016-17::2::7::Cadiz::Real Oviedo::0::2::25/09/2016::1474754400  
35914::2016-17::2::7::Elche::Levante::0::1::24/09/2016::1474668000  
35913::2016-17::2::7::Almeria::Lugo::0::0::24/09/2016::1474668000  
35912::2016-17::2::7::Valladolid::Huesca::1::2::24/09/2016::1474668000  
35911::2016-17::2::7::Cordoba::Gimnastic de Tarragona::2::0::24/09/2016::1474668000  
35910::2016-17::2::7::Sevilla Atletico::Alcorcon::1::1::24/09/2016::1474668000  
35909::2016-17::2::6::Tenerife::Mallorca::0::0::22/09/2016::1474495200  
35908::2016-17::2::6::Girona::Mirandes::1::1::22/09/2016::1474495200  
35907::2016-17::2::6::Rayo Vallecano::Getafe::2::0::22/09/2016::1474495200  
35906::2016-17::2::6::Real Oviedo::Reus::0::1::22/09/2016::1474495200  
35905::2016-17::2::6::UCAM Murcia::Almeria::4::0::21/09/2016::1474408800  
35904::2016-17::2::6::Levante::Sevilla Atletico::1::0::21/09/2016::1474408800  
35903::2016-17::2::6::Huesca::Elche::0::3::21/09/2016::1474408800  
35902::2016-17::2::6::Cadiz::Numancia::1::0::20/09/2016::1474322400  
35901::2016-17::2::6::Gimnastic de Tarragona::Real Zaragoza::0::0::20/09/2016::1474322400  
35900::2016-17::2::6::Lugo::Valladolid::1::0::20/09/2016::1474322400  
35899::2016-17::2::6::Alcorcon::Cordoba::0::1::20/09/2016::1474322400  
35898::2016-17::2::5::Mallorca::Girona::1::0::18/09/2016::1474149600  
35897::2016-17::2::5::Getafe::Real Oviedo::2::1::18/09/2016::1474149600  
35896::2016-17::2::5::Sevilla Atletico::Huesca::2::0::18/09/2016::1474149600  
35895::2016-17::2::5::Mirandes::Rayo Vallecano::2::1::18/09/2016::1474149600  
35894::2016-17::2::5::Almeria::Tenerife::0::1::18/09/2016::1474149600  
35893::2016-17::2::5::Real Zaragoza::Alcorcon::2::0::17/09/2016::1474063200  
35892::2016-17::2::5::Cordoba::Levante::1::0::17/09/2016::1474063200  
35891::2016-17::2::5::Valladolid::UCAM Murcia::0::1::17/09/2016::1474063200  
35890::2016-17::2::5::Reus::Cadiz::1::0::17/09/2016::1474063200  
35889::2016-17::2::5::Elche::Lugo::0::3::17/09/2016::1474063200  
35888::2016-17::2::5::Numancia::Gimnastic de Tarragona::1::0::17/09/2016::1474063200  
35887::2016-17::2::4::Girona::Almeria::3::3::11/09/2016::1473544800  
35886::2016-17::2::4::Alcorcon::Gimnastic de Tarragona::1::0::11/09/2016::1473544800  
35885::2016-17::2::4::UCAM Murcia::Elche::1::1::11/09/2016::1473544800  
35884::2016-17::2::4::Cadiz::Getafe::3::0::11/09/2016::1473544800  
35883::2016-17::2::4::Huesca::Cordoba::3::0::11/09/2016::1473544800  
35882::2016-17::2::4::Real Oviedo::Mirandes::0::0::11/09/2016::1473544800  
35881::2016-17::2::4::Rayo Vallecano::Mallorca::1::0::11/09/2016::1473544800  
35880::2016-17::2::4::Levante::Real Zaragoza::4::2::10/09/2016::1473458400  
35879::2016-17::2::4::Reus::Numancia::1::1::10/09/2016::1473458400  
35878::2016-17::2::4::Tenerife::Valladolid::1::0::10/09/2016::1473458400  
35877::2016-17::2::4::Lugo::Sevilla Atletico::1::0::10/09/2016::1473458400  
35876::2016-17::2::3::Real Zaragoza::Huesca::1::0::04/09/2016::1472940000  
35875::2016-17::2::3::Mallorca::Real Oviedo::0::0::04/09/2016::1472940000  
35874::2016-17::2::3::Gimnastic de Tarragona::Levante::1::1::04/09/2016::1472940000  
35873::2016-17::2::3::Numancia::Alcorcon::1::1::04/09/2016::1472940000  
35872::2016-17::2::3::Elche::Tenerife::3::1::03/09/2016::1472853600  
35871::2016-17::2::3::Getafe::Reus::1::1::03/09/2016::1472853600  
35870::2016-17::2::3::Almeria::Rayo Vallecano::3::0::03/09/2016::1472853600  
35869::2016-17::2::3::Valladolid::Girona::2::1::03/09/2016::1472853600  
35868::2016-17::2::3::Mirandes::Cadiz::3::2::03/09/2016::1472853600  
35867::2016-17::2::3::Cordoba::Lugo::3::3::02/09/2016::1472767200  
35866::2016-17::2::3::Sevilla Atletico::UCAM Murcia::1::1::02/09/2016::1472767200  
35865::2016-17::2::2::Cadiz::Mallorca::1::1::28/08/2016::1472335200  
35864::2016-17::2::2::Rayo Vallecano::Valladolid::0::0::28/08/2016::1472335200  
35863::2016-17::2::2::Levante::Alcorcon::2::0::28/08/2016::1472335200  
35862::2016-17::2::2::Huesca::Gimnastic de Tarragona::1::1::28/08/2016::1472335200



35861::2016-17::2::2::UCAM Murcia::Cordoba::1::1::28/08/2016::1472335200  
35860::2016-17::2::2::Lugo::Real Zaragoza::3::3::27/08/2016::1472248800  
35859::2016-17::2::2::Girona::Elche::3::1::27/08/2016::1472248800  
35858::2016-17::2::2::Real Oviedo::Almeria::2::0::27/08/2016::1472248800  
35857::2016-17::2::2::Reus::Mirandes::1::1::27/08/2016::1472248800  
35856::2016-17::2::2::Tenerife::Sevilla Atletico::1::1::26/08/2016::1472162400  
35855::2016-17::2::2::Getafe::Numancia::0::0::26/08/2016::1472162400  
35854::2016-17::2::1::Real Zaragoza::UCAM Murcia::3::1::22/08/2016::1471816800  
35853::2016-17::2::1::Valladolid::Real Oviedo::1::0::21/08/2016::1471730400  
35852::2016-17::2::1::Sevilla Atletico::Girona::3::3::21/08/2016::1471730400  
35851::2016-17::2::1::Gimnastic de Tarragona::Lugo::2::2::21/08/2016::1471730400  
35850::2016-17::2::1::Numancia::Levante::0::1::21/08/2016::1471730400  
35849::2016-17::2::1::Cordoba::Tenerife::1::0::20/08/2016::1471644000  
35848::2016-17::2::1::Mallorca::Reus::0::1::20/08/2016::1471644000  
35847::2016-17::2::1::Elche::Rayo Vallecano::2::1::20/08/2016::1471644000  
35846::2016-17::2::1::Alcorcon::Huesca::0::0::20/08/2016::1471644000  
35845::2016-17::2::1::Almeria::Cadiz::1::1::19/08/2016::1471557600  
35844::2016-17::2::1::Mirandes::Getafe::1::1::19/08/2016::1471557600  
35843::2016-17::1::38::Barcelona::Eibar::4::2::21/05/2017::1495317600  
35842::2016-17::1::38::Malaga::Real Madrid::0::2::21/05/2017::1495317600  
35841::2016-17::1::38::Celta de Vigo::Real Sociedad::2::2::21/05/2017::1495317600  
35840::2016-17::1::38::Valencia::Villarreal::1::3::21/05/2017::1495317600  
35839::2016-17::1::38::Atletico de Madrid::Athletic Club::3::1::21/05/2017::1495317600  
35838::2016-17::1::38::Sevilla::Osasuna::5::0::20/05/2017::1495231200  
35837::2016-17::1::38::Leganes::Alaves::1::1::20/05/2017::1495231200  
35836::2016-17::1::38::Deportivo::Las Palmas::3::0::20/05/2017::1495231200  
35835::2016-17::1::38::Sporting de Gijon::Betis::2::2::20/05/2017::1495231200  
35834::2016-17::1::38::Granada::Espanyol::1::2::19/05/2017::1495144800  
35833::2016-17::1::37::Real Sociedad::Malaga::2::2::14/05/2017::1494712800  
35832::2016-17::1::37::Real Madrid::Sevilla::4::1::14/05/2017::1494712800  
35831::2016-17::1::37::Athletic Club::Leganes::1::1::14/05/2017::1494712800  
35830::2016-17::1::37::Villarreal::Deportivo::0::0::14/05/2017::1494712800  
35829::2016-17::1::37::Las Palmas::Barcelona::1::4::14/05/2017::1494712800  
35828::2016-17::1::37::Eibar::Sporting de Gijon::0::1::14/05/2017::1494712800  
35827::2016-17::1::37::Betis::Atletico de Madrid::1::1::14/05/2017::1494712800  
35826::2016-17::1::37::Alaves::Celta de Vigo::3::1::14/05/2017::1494712800  
35825::2016-17::1::37::Osasuna::Granada::2::1::13/05/2017::1494626400  
35824::2016-17::1::37::Espanyol::Valencia::0::1::13/05/2017::1494626400  
35823::2016-17::1::36::Leganes::Betis::4::0::08/05/2017::1494194400  
35822::2016-17::1::36::Malaga::Celta de Vigo::3::0::07/05/2017::1494108000  
35821::2016-17::1::36::Deportivo::Espanyol::1::2::07/05/2017::1494108000  
35820::2016-17::1::36::Valencia::Osasuna::4::1::07/05/2017::1494108000  
35819::2016-17::1::36::Alaves::Athletic Club::1::0::07/05/2017::1494108000  
35818::2016-17::1::36::Granada::Real Madrid::0::4::06/05/2017::1494021600  
35817::2016-17::1::36::Barcelona::Villarreal::4::1::06/05/2017::1494021600  
35816::2016-17::1::36::Atletico de Madrid::Eibar::1::0::06/05/2017::1494021600  
35815::2016-17::1::36::Sporting de Gijon::Las Palmas::1::0::06/05/2017::1494021600  
35814::2016-17::1::36::Sevilla::Real Sociedad::1::1::05/05/2017::1493935200  
35813::2016-17::1::35::Malaga::Sevilla::4::2::01/05/2017::1493589600  
35812::2016-17::1::35::Celta de Vigo::Athletic Club::0::3::30/04/2017::1493503200  
35811::2016-17::1::35::Eibar::Leganes::2::0::30/04/2017::1493503200  
35810::2016-17::1::35::Betis::Alaves::1::4::30/04/2017::1493503200  
35809::2016-17::1::35::Osasuna::Deportivo::2::2::30/04/2017::1493503200  
35808::2016-17::1::35::Espanyol::Barcelona::0::3::29/04/2017::1493416800  
35807::2016-17::1::35::Las Palmas::Atletico de Madrid::0::5::29/04/2017::1493416800  
35806::2016-17::1::35::Real Madrid::Valencia::2::1::29/04/2017::1493416800  
35805::2016-17::1::35::Real Sociedad::Granada::2::1::29/04/2017::1493416800  
35804::2016-17::1::35::Villarreal::Sporting de Gijon::3::1::28/04/2017::1493330400  
35803::2016-17::1::34::Athletic Club::Betis::2::1::27/04/2017::1493244000  
35802::2016-17::1::34::Sevilla::Celta de Vigo::2::1::27/04/2017::1493244000  
35801::2016-17::1::34::Alaves::Eibar::0::0::27/04/2017::1493244000  
35800::2016-17::1::34::Deportivo::Real Madrid::2::6::26/04/2017::1493157600  
35799::2016-17::1::34::Leganes::Las Palmas::3::0::26/04/2017::1493157600  
35798::2016-17::1::34::Valencia::Real Sociedad::2::3::26/04/2017::1493157600  
35797::2016-17::1::34::Barcelona::Osasuna::7::1::26/04/2017::1493157600  
35796::2016-17::1::34::Atletico de Madrid::Villarreal::0::1::25/04/2017::1493071200  
35795::2016-17::1::34::Granada::Malaga::0::2::25/04/2017::1493071200  
35794::2016-17::1::34::Sporting de Gijon::Espanyol::1::1::25/04/2017::1493071200  
35793::2016-17::1::33::Eibar::Athletic Club::0::1::24/04/2017::1492984800  
35792::2016-17::1::33::Real Madrid::Barcelona::2::3::23/04/2017::1492898400  
35791::2016-17::1::33::Las Palmas::Alaves::1::1::23/04/2017::1492898400  
35790::2016-17::1::33::Celta de Vigo::Betis::0::1::23/04/2017::1492898400  
35789::2016-17::1::33::Real Sociedad::Deportivo::1::0::23/04/2017::1492898400  
35788::2016-17::1::33::Espanyol::Atletico de Madrid::0::1::22/04/2017::1492812000  
35787::2016-17::1::33::Osasuna::Sporting de Gijon::2::2::22/04/2017::1492812000

35786::2016-17::1:33::Villarreal::Leganes::2:1:22/04/2017::1492812000  
35785::2016-17::1:33::Malaga::Valencia::2:0:22/04/2017::1492812000  
35784::2016-17::1:33::Sevilla::Granada::2:0:21/04/2017::1492725600  
35783::2016-17::1:32::Alaves::Villarreal::2:1:17/04/2017::1492380000  
35782::2016-17::1:32::Granada::Celta de Vigo::0:3:16/04/2017::1492293600  
35781::2016-17::1:32::Betis::Eibar::2:0:16/04/2017::1492293600  
35780::2016-17::1:32::Valencia::Sevilla::0:0:16/04/2017::1492293600  
35779::2016-17::1:32::Leganes::Espanyol::0:1:16/04/2017::1492293600  
35778::2016-17::1:32::Barcelona::Real Sociedad::3:2:15/04/2017::1492207200  
35777::2016-17::1:32::Atletico de Madrid::Osasuna::3:0:15/04/2017::1492207200  
35776::2016-17::1:32::Sporting de Gijon::Real Madrid::2:3:15/04/2017::1492207200  
35775::2016-17::1:32::Deportivo::Malaga::2:0:15/04/2017::1492207200  
35774::2016-17::1:32::Athletic Club::Las Palmas::5:1:14/04/2017::1492120800  
35773::2016-17::1:31::Real Sociedad::Sporting de Gijon::3:1:10/04/2017::1491775200  
35772::2016-17::1:31::Las Palmas::Betis::4:1:09/04/2017::1491688800  
35771::2016-17::1:31::Osasuna::Leganes::2:1:09/04/2017::1491688800  
35770::2016-17::1:31::Celta de Vigo::Eibar::0:2:09/04/2017::1491688800  
35769::2016-17::1:31::Granada::Valencia::1:3:09/04/2017::1491688800  
35768::2016-17::1:31::Malaga::Barcelona::2:0:08/04/2017::1491602400  
35767::2016-17::1:31::Sevilla::Deportivo::4:2:08/04/2017::1491602400  
35766::2016-17::1:31::Real Madrid::Atletico de Madrid::1:1:08/04/2017::1491602400  
35765::2016-17::1:31::Espanyol::Alaves::1:0:08/04/2017::1491602400  
35764::2016-17::1:31::Villarreal::Athletic Club::3:1:07/04/2017::1491516000  
35763::2016-17::1:30::Valencia::Celta de Vigo::3:2:06/04/2017::1491429600  
35762::2016-17::1:30::Eibar::Las Palmas::3:1:06/04/2017::1491429600  
35761::2016-17::1:30::Leganes::Real Madrid::2:4:05/04/2017::1491343200  
35760::2016-17::1:30::Sporting de Gijon::Malaga::0:1:05/04/2017::1491343200  
35759::2016-17::1:30::Deportivo::Granada::0:0:05/04/2017::1491343200  
35758::2016-17::1:30::Alaves::Osasuna::0:1:05/04/2017::1491343200  
35757::2016-17::1:30::Barcelona::Sevilla::3:0:05/04/2017::1491343200  
35756::2016-17::1:30::Atletico de Madrid::Real Sociedad::1:0:04/04/2017::1491256800  
35755::2016-17::1:30::Betis::Villarreal::0:1:04/04/2017::1491256800  
35754::2016-17::1:30::Athletic Club::Espanyol::2:0:04/04/2017::1491256800  
35753::2016-17::1:29::Celta de Vigo::Las Palmas::3:1:03/04/2017::1491170400  
35752::2016-17::1:29::Granada::Barcelona::1:4:02/04/2017::1491084000  
35751::2016-17::1:29::Valencia::Deportivo::3:0:02/04/2017::1491084000  
35750::2016-17::1:29::Real Madrid::Alaves::3:0:02/04/2017::1491084000  
35749::2016-17::1:29::Sevilla::Sporting de Gijon::0:0:02/04/2017::1491084000  
35748::2016-17::1:29::Malaga::Atletico de Madrid::0:2:01/04/2017::1490997600  
35747::2016-17::1:29::Real Sociedad::Leganes::1:1:01/04/2017::1490997600  
35746::2016-17::1:29::Osasuna::Athletic Club::1:2:01/04/2017::1490997600  
35745::2016-17::1:29::Villarreal::Eibar::2:3:01/04/2017::1490997600  
35744::2016-17::1:29::Espanyol::Betis::2:1:31/03/2017::1490911200  
35743::2016-17::1:28::Barcelona::Valencia::4:2:19/03/2017::1489878000  
35742::2016-17::1:28::Deportivo::Celta de Vigo::0:1:19/03/2017::1489878000  
35741::2016-17::1:28::Sporting de Gijon::Granada::3:1:19/03/2017::1489878000  
35740::2016-17::1:28::Atletico de Madrid::Sevilla::3:1:19/03/2017::1489878000  
35739::2016-17::1:28::Leganes::Malaga::0:0:19/03/2017::1489878000  
35738::2016-17::1:28::Betis::Osasuna::2:0:18/03/2017::1489791600  
35737::2016-17::1:28::Alaves::Real Sociedad::1:0:18/03/2017::1489791600  
35736::2016-17::1:28::Athletic Club::Real Madrid::1:2:18/03/2017::1489791600  
35735::2016-17::1:28::Eibar::Espanyol::1:1:18/03/2017::1489791600  
35734::2016-17::1:28::Las Palmas::Villarreal::1:0:17/03/2017::1489705200  
35733::2016-17::1:27::Osasuna::Eibar::1:1:13/03/2017::1489359600  
35732::2016-17::1:27::Real Madrid::Betis::2:1:12/03/2017::1489273200  
35731::2016-17::1:27::Celta de Vigo::Villarreal::0:1:12/03/2017::1489273200  
35730::2016-17::1:27::Deportivo::Barcelona::2:1:12/03/2017::1489273200  
35729::2016-17::1:27::Real Sociedad::Athletic Club::0:2:12/03/2017::1489273200  
35728::2016-17::1:27::Granada::Atletico de Madrid::0:1:11/03/2017::1489186800  
35727::2016-17::1:27::Malaga::Alaves::1:2:11/03/2017::1489186800  
35726::2016-17::1:27::Sevilla::Leganes::1:1:11/03/2017::1489186800  
35725::2016-17::1:27::Valencia::Sporting de Gijon::1:1:11/03/2017::1489186800  
35724::2016-17::1:27::Espanyol::Las Palmas::4:3:10/03/2017::1489100400  
35723::2016-17::1:26::Alaves::Sevilla::1:1:06/03/2017::1488754800  
35722::2016-17::1:26::Athletic Club::Malaga::1:0:05/03/2017::1488668400  
35721::2016-17::1:26::Las Palmas::Osasuna::5:2:05/03/2017::1488668400  
35720::2016-17::1:26::Atletico de Madrid::Valencia::3:0:05/03/2017::1488668400  
35719::2016-17::1:26::Sporting de Gijon::Deportivo::0:1:05/03/2017::1488668400  
35718::2016-17::1:26::Barcelona::Celta de Vigo::5:0:04/03/2017::1488582000  
35717::2016-17::1:26::Villarreal::Espanyol::2:0:04/03/2017::1488582000  
35716::2016-17::1:26::Eibar::Real Madrid::1:4:04/03/2017::1488582000  
35715::2016-17::1:26::Leganes::Granada::1:0:04/03/2017::1488582000  
35714::2016-17::1:26::Betis::Real Sociedad::2:3:03/03/2017::1488495600  
35713::2016-17::1:25::Sevilla::Athletic Club::1:0:02/03/2017::1488409200  
35712::2016-17::1:25::Deportivo::Atletico de Madrid::1:1:02/03/2017::1488409200

35711::2016-17::1:25::Granada::Alaves::2:1:01/03/2017::1488322800  
35710::2016-17::1:25::Real Madrid::Las Palmas::3:3:01/03/2017::1488322800  
35709::2016-17::1:25::Celta de Vigo::Espanyol::2:2:01/03/2017::1488322800  
35708::2016-17::1:25::Barcelona::Sporting de Gijon::6:1:01/03/2017::1488322800  
35707::2016-17::1:25::Osasuna::Villarreal::1:4:01/03/2017::1488322800  
35706::2016-17::1:25::Valencia::Leganes::1:0:28/02/2017::1488236400  
35705::2016-17::1:25::Malaga::Betis::1:2:28/02/2017::1488236400  
35704::2016-17::1:25::Real Sociedad::Eibar::2:2:28/02/2017::1488236400  
35703::2016-17::1:24::Villarreal::Real Madrid::2:3:26/02/2017::1488063600  
35702::2016-17::1:24::Sporting de Gijon::Celta de Vigo::1:1:26/02/2017::1488063600  
35701::2016-17::1:24::Athletic Club::Granada::3:1:26/02/2017::1488063600  
35700::2016-17::1:24::Atletico de Madrid::Barcelona::1:2:26/02/2017::1488063600  
35699::2016-17::1:24::Espanyol::Osasuna::3:0:26/02/2017::1488063600  
35698::2016-17::1:24::Eibar::Malaga::3:0:25/02/2017::1487977200  
35697::2016-17::1:24::Leganes::Deportivo::4:0:25/02/2017::1487977200  
35696::2016-17::1:24::Betis::Sevilla::1:2:25/02/2017::1487977200  
35695::2016-17::1:24::Alaves::Valencia::2:1:25/02/2017::1487977200  
35694::2016-17::1:24::Las Palmas::Real Sociedad::0:1:24/02/2017::1487890800  
35693::2016-17::1:23::Malaga::Las Palmas::2:1:20/02/2017::1487545200  
35692::2016-17::1:23::Barcelona::Leganes::2:1:19/02/2017::1487458800  
35691::2016-17::1:23::Celta de Vigo::Osasuna::3:0:19/02/2017::1487458800  
35690::2016-17::1:23::Valencia::Athletic Club::2:0:19/02/2017::1487458800  
35689::2016-17::1:23::Real Sociedad::Villarreal::0:1:19/02/2017::1487458800  
35688::2016-17::1:23::Sevilla::Eibar::2:0:18/02/2017::1487372400  
35687::2016-17::1:23::Deportivo::Alaves::0:1:18/02/2017::1487372400  
35686::2016-17::1:23::Real Madrid::Espanyol::2:0:18/02/2017::1487372400  
35685::2016-17::1:23::Sporting de Gijon::Atletico de Madrid::1:4:18/02/2017::1487372400  
35684::2016-17::1:23::Granada::Betis::4:1:17/02/2017::1487286000  
35683::2016-17::1:22::Eibar::Granada::4:0:13/02/2017::1486940400  
35682::2016-17::1:22::Atletico de Madrid::Celta de Vigo::3:2:12/02/2017::1486854000  
35681::2016-17::1:22::Las Palmas::Sevilla::0:1:12/02/2017::1486854000  
35680::2016-17::1:22::Leganes::Sporting de Gijon::0:2:12/02/2017::1486854000  
35679::2016-17::1:22::Villarreal::Malaga::1:1:12/02/2017::1486854000  
35678::2016-17::1:22::Osasuna::Real Madrid::1:3:11/02/2017::1486767600  
35677::2016-17::1:22::Athletic Club::Deportivo::2:1:11/02/2017::1486767600  
35676::2016-17::1:22::Alaves::Barcelona::0:6:11/02/2017::1486767600  
35675::2016-17::1:22::Betis::Valencia::0:0:11/02/2017::1486767600  
35674::2016-17::1:22::Espanyol::Real Sociedad::1:2:10/02/2017::1486681200  
35673::2016-17::1:21::Celta de Vigo::Real Madrid::1:4:17/05/2017::1494972000  
35672::2016-17::1:21::Deportivo::Betis::1:1:08/03/2017::1488927600  
35671::2016-17::1:21::Granada::Las Palmas::1:0:06/02/2017::1486335600  
35670::2016-17::1:21::Real Sociedad::Osasuna::3:2:05/02/2017::1486249200  
35669::2016-17::1:21::Sporting de Gijon::Alaves::2:4:05/02/2017::1486249200  
35668::2016-17::1:21::Sevilla::Villarreal::0:0:05/02/2017::1486249200  
35667::2016-17::1:21::Valencia::Eibar::0:4:04/02/2017::1486162800  
35666::2016-17::1:21::Atletico de Madrid::Leganes::2:0:04/02/2017::1486162800  
35665::2016-17::1:21::Barcelona::Athletic Club::3:0:04/02/2017::1486162800  
35664::2016-17::1:21::Malaga::Espanyol::0:1:04/02/2017::1486162800  
35663::2016-17::1:20::Las Palmas::Valencia::3:1:30/01/2017::1485730800  
35662::2016-17::1:20::Real Madrid::Real Sociedad::3:0:29/01/2017::1485644400  
35661::2016-17::1:20::Athletic Club::Sporting de Gijon::2:1:29/01/2017::1485644400  
35660::2016-17::1:20::Espanyol::Sevilla::3:1:29/01/2017::1485644400  
35659::2016-17::1:20::Betis::Barcelona::1:1:29/01/2017::1485644400  
35658::2016-17::1:20::Leganes::Celta de Vigo::0:2:28/01/2017::1485558000  
35657::2016-17::1:20::Eibar::Deportivo::3:1:28/01/2017::1485558000  
35656::2016-17::1:20::Alaves::Atletico de Madrid::0:0:28/01/2017::1485558000  
35655::2016-17::1:20::Villarreal::Granada::2:0:28/01/2017::1485558000  
35654::2016-17::1:20::Osasuna::Malaga::1:1:27/01/2017::1485471600  
35653::2016-17::1:19::Eibar::Barcelona::0:4:22/01/2017::1485039600  
35652::2016-17::1:19::Betis::Sporting de Gijon::0:0:22/01/2017::1485039600  
35651::2016-17::1:19::Real Sociedad::Celta de Vigo::1:0:22/01/2017::1485039600  
35650::2016-17::1:19::Athletic Club::Atletico de Madrid::2:2:22/01/2017::1485039600  
35649::2016-17::1:19::Osasuna::Sevilla::3:4:22/01/2017::1485039600  
35648::2016-17::1:19::Villarreal::Valencia::0:2:21/01/2017::1484953200  
35647::2016-17::1:19::Alaves::Leganes::2:2:21/01/2017::1484953200  
35646::2016-17::1:19::Real Madrid::Malaga::2:1:21/01/2017::1484953200  
35645::2016-17::1:19::Espanyol::Granada::3:1:21/01/2017::1484953200  
35644::2016-17::1:19::Las Palmas::Deportivo::1:1:20/01/2017::1484866800  
35643::2016-17::1:18::Malaga::Real Sociedad::0:2:16/01/2017::1484521200  
35642::2016-17::1:18::Sevilla::Real Madrid::2:1:15/01/2017::1484434800  
35641::2016-17::1:18::Granada::Osasuna::1:1:15/01/2017::1484434800  
35640::2016-17::1:18::Sporting de Gijon::Eibar::2:3:15/01/2017::1484434800  
35639::2016-17::1:18::Celta de Vigo::Alaves::1:0:15/01/2017::1484434800  
35638::2016-17::1:18::Valencia::Espanyol::2:1:15/01/2017::1484434800  
35637::2016-17::1:18::Deportivo::Villarreal::0:0:14/01/2017::1484348400

35636::2016-17::1::18::Atletico de Madrid::Betis::1::0::14/01/2017::1484348400  
35635::2016-17::1::18::Barcelona::Las Palmas::5::0::14/01/2017::1484348400  
35634::2016-17::1::18::Leganes::Athletic Club::0::0::14/01/2017::1484348400  
35633::2016-17::1::17::Osasuna::Valencia::3::3::09/01/2017::1483916400  
35632::2016-17::1::17::Villarreal::Barcelona::1::1::08/01/2017::1483830000  
35631::2016-17::1::17::Celta de Vigo::Malaga::3::1::08/01/2017::1483830000  
35630::2016-17::1::17::Betis::Leganes::2::0::08/01/2017::1483830000  
35629::2016-17::1::17::Athletic Club::Alaves::0::0::08/01/2017::1483830000  
35628::2016-17::1::17::Real Sociedad::Sevilla::0::4::07/01/2017::1483743600  
35627::2016-17::1::17::Las Palmas::Sporting de Gijon::1::0::07/01/2017::1483743600  
35626::2016-17::1::17::Eibar::Atletico de Madrid::0::2::07/01/2017::1483743600  
35625::2016-17::1::17::Real Madrid::Granada::5::0::07/01/2017::1483743600  
35624::2016-17::1::17::Espanyol::Deportivo::1::1::06/01/2017::1483657200  
35623::2016-17::1::16::Valencia::Real Madrid::2::1::22/02/2017::1487718000  
35622::2016-17::1::16::Athletic Club::Celta de Vigo::2::1::19/12/2016::1482102000  
35621::2016-17::1::16::Barcelona::Espanyol::4::1::18/12/2016::1482015600  
35620::2016-17::1::16::Deportivo::Osasuna::2::0::18/12/2016::1482015600  
35619::2016-17::1::16::Leganes::Eibar::1::1::18/12/2016::1482015600  
35618::2016-17::1::16::Sevilla::Malaga::4::1::17/12/2016::1481929200  
35617::2016-17::1::16::Granada::Real Sociedad::0::2::17/12/2016::1481929200  
35616::2016-17::1::16::Atletico de Madrid::Las Palmas::1::0::17/12/2016::1481929200  
35615::2016-17::1::16::Sporting de Gijon::Villarreal::1::3::17/12/2016::1481929200  
35614::2016-17::1::16::Alaves::Betis::1::0::16/12/2016::1481842800  
35613::2016-17::1::15::Villarreal::Atletico de Madrid::3::0::12/12/2016::1481497200  
35612::2016-17::1::15::Betis::Athletic Club::1::0::11/12/2016::1481410800  
35611::2016-17::1::15::Espanyol::Sporting de Gijon::2::1::11/12/2016::1481410800  
35610::2016-17::1::15::Celta de Vigo::Sevilla::0::3::11/12/2016::1481410800  
35609::2016-17::1::15::Eibar::Alaves::0::0::11/12/2016::1481410800  
35608::2016-17::1::15::Real Madrid::Deportivo::3::2::10/12/2016::1481324400  
35607::2016-17::1::15::Las Palmas::Leganes::1::1::10/12/2016::1481324400  
35606::2016-17::1::15::Real Sociedad::Valencia::3::2::10/12/2016::1481324400  
35605::2016-17::1::15::Osasuna::Barcelona::0::3::10/12/2016::1481324400  
35604::2016-17::1::15::Malaga::Granada::1::1::09/12/2016::1481238000  
35603::2016-17::1::14::Deportivo::Real Sociedad::5::1::05/12/2016::1480892400  
35602::2016-17::1::14::Valencia::Malaga::2::2::04/12/2016::1480806000  
35601::2016-17::1::14::Alaves::Las Palmas::1::1::04/12/2016::1480806000  
35600::2016-17::1::14::Sporting de Gijon::Osasuna::3::1::04/12/2016::1480806000  
35599::2016-17::1::14::Athletic Club::Eibar::3::1::04/12/2016::1480806000  
35598::2016-17::1::14::Betis::Celta de Vigo::3::3::04/12/2016::1480806000  
35597::2016-17::1::14::Atletico de Madrid::Espanyol::0::0::03/12/2016::1480719600  
35596::2016-17::1::14::Leganes::Villarreal::0::0::03/12/2016::1480719600  
35595::2016-17::1::14::Barcelona::Real Madrid::1::1::03/12/2016::1480719600  
35594::2016-17::1::14::Granada::Sevilla::2::1::03/12/2016::1480719600  
35593::2016-17::1::13::Las Palmas::Athletic Club::3::1::28/11/2016::1480287600  
35592::2016-17::1::13::Real Sociedad::Barcelona::1::1::27/11/2016::1480201200  
35591::2016-17::1::13::Celta de Vigo::Granada::3::1::27/11/2016::1480201200  
35590::2016-17::1::13::Osasuna::Atletico de Madrid::0::3::27/11/2016::1480201200  
35589::2016-17::1::13::Villarreal::Alaves::0::2::27/11/2016::1480201200  
35588::2016-17::1::13::Sevilla::Valencia::2::1::26/11/2016::1480114800  
35587::2016-17::1::13::Espanyol::Leganes::3::0::26/11/2016::1480114800  
35586::2016-17::1::13::Real Madrid::Sporting de Gijon::2::1::26/11/2016::1480114800  
35585::2016-17::1::13::Malaga::Deportivo::4::3::26/11/2016::1480114800  
35584::2016-17::1::13::Eibar::Betis::3::1::25/11/2016::1480028400  
35583::2016-17::1::12::Leganes::Osasuna::2::0::21/11/2016::1479682800  
35582::2016-17::1::12::Athletic Club::Villarreal::1::0::20/11/2016::1479596400  
35581::2016-17::1::12::Sporting de Gijon::Real Sociedad::1::3::20/11/2016::1479596400  
35580::2016-17::1::12::Valencia::Granada::1::1::20/11/2016::1479596400  
35579::2016-17::1::12::Alaves::Espanyol::0::1::20/11/2016::1479596400  
35578::2016-17::1::12::Atletico de Madrid::Real Madrid::0::3::19/11/2016::1479510000  
35577::2016-17::1::12::Eibar::Celta de Vigo::1::0::19/11/2016::1479510000  
35576::2016-17::1::12::Barcelona::Malaga::0::0::19/11/2016::1479510000  
35575::2016-17::1::12::Deportivo::Sevilla::2::3::19/11/2016::1479510000  
35574::2016-17::1::12::Betis::Las Palmas::2::0::18/11/2016::1479423600  
35573::2016-17::1::11::Sevilla::Barcelona::1::2::06/11/2016::1478386800  
35572::2016-17::1::11::Villarreal::Betis::2::0::06/11/2016::1478386800  
35571::2016-17::1::11::Celta de Vigo::Valencia::2::1::06/11/2016::1478386800  
35570::2016-17::1::11::Espanyol::Athletic Club::0::0::06/11/2016::1478386800  
35569::2016-17::1::11::Real Madrid::Leganes::3::0::06/11/2016::1478386800  
35568::2016-17::1::11::Las Palmas::Eibar::1::0::05/11/2016::1478300400  
35567::2016-17::1::11::Osasuna::Alaves::0::1::05/11/2016::1478300400  
35566::2016-17::1::11::Real Sociedad::Atletico de Madrid::2::0::05/11/2016::1478300400  
35565::2016-17::1::11::Granada::Deportivo::1::1::05/11/2016::1478300400  
35564::2016-17::1::11::Malaga::Sporting de Gijon::3::2::04/11/2016::1478214000  
35563::2016-17::1::10::Deportivo::Valencia::1::1::31/10/2016::1477868400  
35562::2016-17::1::10::Las Palmas::Celta de Vigo::3::3::30/10/2016::147778400

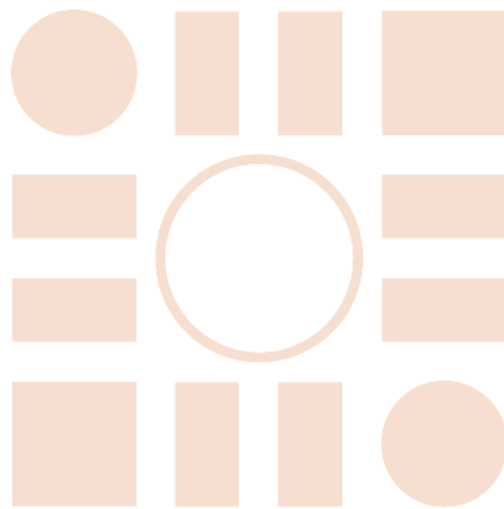
35561::2016-17::1:10::Betis::Espanyol::0:1:30/10/2016::1477778400  
35560::2016-17::1:10::Athletic Club::Osasuna::1:1:30/10/2016::1477778400  
35559::2016-17::1:10::Barcelona::Granada::1:0:29/10/2016::1477692000  
35558::2016-17::1:10::Atletico de Madrid::Malaga::4:2:29/10/2016::1477692000  
35557::2016-17::1:10::Alaves::Real Madrid::1:4:29/10/2016::1477692000  
35556::2016-17::1:10::Sporting de Gijon::Sevilla::1:1:29/10/2016::1477692000  
35555::2016-17::1:10::Eibar::Villarreal::2:1:29/10/2016::1477692000  
35554::2016-17::1:10::Leganes::Real Sociedad::0:2:28/10/2016::1477605600  
35553::2016-17::1:9::Real Madrid::Athletic Club::2:1:23/10/2016::1477173600  
35552::2016-17::1:9::Villarreal::Las Palmas::2:1:23/10/2016::1477173600  
35551::2016-17::1:9::Malaga::Leganes::4:0:23/10/2016::1477173600  
35550::2016-17::1:9::Sevilla::Atletico de Madrid::1:0:23/10/2016::1477173600  
35549::2016-17::1:9::Celta de Vigo::Deportivo::4:1:23/10/2016::1477173600  
35548::2016-17::1:9::Granada::Sporting de Gijon::0:0:22/10/2016::1477087200  
35547::2016-17::1:9::Real Sociedad::Alaves::3:0:22/10/2016::1477087200  
35546::2016-17::1:9::Valencia::Barcelona::2:3:22/10/2016::1477087200  
35545::2016-17::1:9::Espanyol::Eibar::3:3:22/10/2016::1477087200  
35544::2016-17::1:9::Osasuna::Betis::1:2:21/10/2016::1477008000  
35543::2016-17::1:8::Eibar::Osasuna::2:3:17/10/2016::1476655200  
35542::2016-17::1:8::Villarreal::Celta de Vigo::5:0:16/10/2016::1476568800  
35541::2016-17::1:8::Sporting de Gijon::Valencia::1:2:16/10/2016::1476568800  
35540::2016-17::1:8::Athletic Club::Real Sociedad::3:2:16/10/2016::1476568800  
35539::2016-17::1:8::Alaves::Malaga::1:1:16/10/2016::1476568800  
35538::2016-17::1:8::Betis::Real Madrid::1:6:15/10/2016::1476482400  
35537::2016-17::1:8::Atletico de Madrid::Granada::7:1:15/10/2016::1476482400  
35536::2016-17::1:8::Barcelona::Deportivo::4:0:15/10/2016::1476482400  
35535::2016-17::1:8::Leganes::Sevilla::2:3:15/10/2016::1476482400  
35534::2016-17::1:8::Las Palmas::Espanyol::0:0:14/10/2016::1476396000  
35533::2016-17::1:7::Celta de Vigo::Barcelona::4:3:02/10/2016::1475359200  
35532::2016-17::1:7::Malaga::Athletic Club::2:1:02/10/2016::1475359200  
35531::2016-17::1:7::Espanyol::Villarreal::0:0:02/10/2016::1475359200  
35530::2016-17::1:7::Real Madrid::Eibar::1:1:02/10/2016::1475359200  
35529::2016-17::1:7::Valencia::Atletico de Madrid::0:2:02/10/2016::1475359200  
35528::2016-17::1:7::Deportivo::Sporting de Gijon::2:1:01/10/2016::1475272800  
35527::2016-17::1:7::Osasuna::Las Palmas::2:2:01/10/2016::1475272800  
35526::2016-17::1:7::Sevilla::Alaves::2:1:01/10/2016::1475272800  
35525::2016-17::1:7::Granada::Leganes::0:1:01/10/2016::1475272800  
35524::2016-17::1:7::Real Sociedad::Betis::1:0:30/09/2016::1475186400  
35523::2016-17::1:6::Alaves::Granada::3:1:26/09/2016::1474840800  
35522::2016-17::1:6::Espanyol::Celta de Vigo::0:2:25/09/2016::1474754400  
35521::2016-17::1:6::Villarreal::Osasuna::3:1:25/09/2016::1474754400  
35520::2016-17::1:6::Atletico de Madrid::Deportivo::1:0:25/09/2016::1474754400  
35519::2016-17::1:6::Leganes::Valencia::1:2:25/09/2016::1474754400  
35518::2016-17::1:6::Las Palmas::Real Madrid::2:2:24/09/2016::1474668000  
35517::2016-17::1:6::Athletic Club::Sevilla::3:1:24/09/2016::1474668000  
35516::2016-17::1:6::Sporting de Gijon::Barcelona::0:5:24/09/2016::1474668000  
35515::2016-17::1:6::Eibar::Real Sociedad::2:0:24/09/2016::1474668000  
35514::2016-17::1:6::Betis::Malaga::1:0:23/09/2016::1474581600  
35513::2016-17::1:5::Valencia::Alaves::2:1:22/09/2016::1474495200  
35512::2016-17::1:5::Osasuna::Espanyol::1:2:22/09/2016::1474495200  
35511::2016-17::1:5::Deportivo::Leganes::1:2:22/09/2016::1474495200  
35510::2016-17::1:5::Barcelona::Atletico de Madrid::1:1:21/09/2016::1474408800  
35509::2016-17::1:5::Granada::Athletic Club::1:2:21/09/2016::1474408800  
35508::2016-17::1:5::Real Sociedad::Las Palmas::4:1:21/09/2016::1474408800  
35507::2016-17::1:5::Real Madrid::Villarreal::1:1:21/09/2016::1474408800  
35506::2016-17::1:5::Celta de Vigo::Sporting de Gijon::2:1:21/09/2016::1474408800  
35505::2016-17::1:5::Sevilla::Betis::1:0:20/09/2016::1474322400  
35504::2016-17::1:5::Malaga::Eibar::2:1:20/09/2016::1474322400  
35503::2016-17::1:4::Alaves::Deportivo::0:0:19/09/2016::1474236000  
35502::2016-17::1:4::Espanyol::Real Madrid::0:2:18/09/2016::1474149600  
35501::2016-17::1:4::Villarreal::Real Sociedad::2:1:18/09/2016::1474149600  
35500::2016-17::1:4::Athletic Club::Valencia::2:1:18/09/2016::1474149600  
35499::2016-17::1:4::Osasuna::Celta de Vigo::0:0:18/09/2016::1474149600  
35498::2016-17::1:4::Las Palmas::Malaga::1:0:17/09/2016::1474063200  
35497::2016-17::1:4::Eibar::Sevilla::1:1:17/09/2016::1474063200  
35496::2016-17::1:4::Atletico de Madrid::Sporting de Gijon::5:0:17/09/2016::1474063200  
35495::2016-17::1:4::Leganes::Barcelona::1:5:17/09/2016::1474063200  
35494::2016-17::1:4::Betis::Granada::2:2:16/09/2016::1473976800  
35493::2016-17::1:3::Deportivo::Athletic Club::0:1:11/09/2016::1473544800  
35492::2016-17::1:3::Granada::Eibar::1:2:11/09/2016::1473544800  
35491::2016-17::1:3::Valencia::Betis::2:3:11/09/2016::1473544800  
35490::2016-17::1:3::Sporting de Gijon::Leganes::2:1:11/09/2016::1473544800  
35489::2016-17::1:3::Barcelona::Alaves::1:2:10/09/2016::1473458400  
35488::2016-17::1:3::Sevilla::Las Palmas::2:1:10/09/2016::1473458400  
35487::2016-17::1:3::Malaga::Villarreal::0:2:10/09/2016::1473458400

35486::2016-17::1::3::Real Madrid::Osasuna::5::2::10/09/2016::1473458400  
35485::2016-17::1::3::Celta de Vigo::Atletico de Madrid::0::4::10/09/2016::1473458400  
35484::2016-17::1::3::Real Sociedad::Espanyol::1::1::09/09/2016::1473372000  
35483::2016-17::1::2::Villarreal::Sevilla::0::0::28/08/2016::1472335200  
35482::2016-17::1::2::Athletic Club::Barcelona::0::1::28/08/2016::1472335200  
35481::2016-17::1::2::Alaves::Sporting de Gijon::0::0::28/08/2016::1472335200  
35480::2016-17::1::2::Las Palmas::Granada::5::1::28/08/2016::1472335200  
35479::2016-17::1::2::Leganes::Atletico de Madrid::0::0::27/08/2016::1472248800  
35478::2016-17::1::2::Real Madrid::Celta de Vigo::2::1::27/08/2016::1472248800  
35477::2016-17::1::2::Eibar::Valencia::1::0::27/08/2016::1472248800  
35476::2016-17::1::2::Osasuna::Real Sociedad::0::2::27/08/2016::1472248800  
35475::2016-17::1::2::Espanyol::Malaga::2::2::26/08/2016::1472162400  
35474::2016-17::1::2::Betis::Deportivo::0::0::26/08/2016::1472162400  
35473::2016-17::1::1::Valencia::Las Palmas::2::4::22/08/2016::1471816800  
35472::2016-17::1::1::Celta de Vigo::Leganes::0::1::22/08/2016::1471816800  
35471::2016-17::1::1::Atletico de Madrid::Alaves::1::1::21/08/2016::1471730400  
35470::2016-17::1::1::Real Sociedad::Real Madrid::0::3::21/08/2016::1471730400  
35469::2016-17::1::1::Sporting de Gijon::Athletic Club::2::1::21/08/2016::1471730400  
35468::2016-17::1::1::Sevilla::Espanyol::6::4::20/08/2016::1471644000  
35467::2016-17::1::1::Granada::Villarreal::1::1::20/08/2016::1471644000  
35466::2016-17::1::1::Barcelona::Betis::6::2::20/08/2016::1471644000  
35465::2016-17::1::1::Deportivo::Eibar::2::1::19/08/2016::1471557600  
35464::2016-17::1::1::Malaga::Osasuna::1::1::19/08/2016::1471557600  
35463::2015-16::2::42::Mirandes::Leganes::0::1::04/06/2016::1464991200  
35462::2015-16::2::42::Alcorcon::Elche::4::1::04/06/2016::1464991200  
35461::2015-16::2::42::Cordoba::Almeria::1::1::04/06/2016::1464991200  
35460::2015-16::2::42::Llagostera::Real Zaragoza::6::2::04/06/2016::1464991200  
35459::2015-16::2::42::Real Oviedo::Osasuna::0::5::04/06/2016::1464991200  
35458::2015-16::2::42::Gimnastic de Tarragona::Alaves::1::1::04/06/2016::1464991200  
35457::2015-16::2::42::Ponferradina::Girona::0::1::04/06/2016::1464991200  
35456::2015-16::2::42::Valladolid::Mallorca::1::3::04/06/2016::1464991200  
35455::2015-16::2::42::Huesca::Lugo::1::0::04/06/2016::1464991200  
35454::2015-16::2::42::Numancia::Albacete::2::0::04/06/2016::1464991200  
35453::2015-16::2::42::Bilbao Athletic::Tenerife::2::0::04/06/2016::1464991200  
35452::2015-16::2::41::Mallorca::Cordoba::0::1::29/05/2016::1464472800  
35451::2015-16::2::41::Leganes::Llagostera::2::0::29/05/2016::1464472800  
35450::2015-16::2::41::Alaves::Numancia::2::0::29/05/2016::1464472800  
35449::2015-16::2::41::Real Zaragoza::Real Oviedo::1::0::29/05/2016::1464472800  
35448::2015-16::2::41::Osasuna::Huesca::2::3::29/05/2016::1464472800  
35447::2015-16::2::41::Lugo::Gimnastic de Tarragona::0::3::29/05/2016::1464472800  
35446::2015-16::2::41::Tenerife::Ponferradina::1::1::29/05/2016::1464472800  
35445::2015-16::2::41::Girona::Alcorcon::2::0::29/05/2016::1464472800  
35444::2015-16::2::41::Elche::Valladolid::2::2::29/05/2016::1464472800  
35443::2015-16::2::41::Almeria::Mirandes::2::1::29/05/2016::1464472800  
35442::2015-16::2::41::Albacete::Bilbao Athletic::2::1::29/05/2016::1464472800  
35441::2015-16::2::40::Real Oviedo::Leganes::0::1::26/05/2016::1464213600  
35440::2015-16::2::40::Bilbao Athletic::Alaves::2::3::26/05/2016::1464213600  
35439::2015-16::2::40::Huesca::Real Zaragoza::1::1::26/05/2016::1464213600  
35438::2015-16::2::40::Gimnastic de Tarragona::Osasuna::1::0::25/05/2016::1464127200  
35437::2015-16::2::40::Llagostera::Almeria::0::0::25/05/2016::1464127200  
35436::2015-16::2::40::Ponferradina::Albacete::2::1::25/05/2016::1464127200  
35435::2015-16::2::40::Numancia::Lugo::1::0::25/05/2016::1464127200  
35434::2015-16::2::40::Mirandes::Cordoba::0::3::25/05/2016::1464127200  
35433::2015-16::2::40::Mallorca::Elche::2::1::24/05/2016::1464040800  
35432::2015-16::2::40::Alcorcon::Tenerife::2::1::24/05/2016::1464040800  
35431::2015-16::2::40::Valladolid::Girona::0::0::24/05/2016::1464040800  
35430::2015-16::2::39::Almeria::Real Oviedo::3::1::22/05/2016::1463868000  
35429::2015-16::2::39::Osasuna::Numancia::3::2::22/05/2016::1463868000  
35428::2015-16::2::39::Alaves::Ponferradina::2::0::22/05/2016::1463868000  
35427::2015-16::2::39::Mirandes::Llagostera::0::0::22/05/2016::1463868000  
35426::2015-16::2::39::Lugo::Bilbao Athletic::2::0::22/05/2016::1463868000  
35425::2015-16::2::39::Real Zaragoza::Gimnastic de Tarragona::0::1::22/05/2016::1463868000  
35424::2015-16::2::39::Leganes::Huesca::2::3::21/05/2016::1463781600  
35423::2015-16::2::39::Cordoba::Elche::3::1::21/05/2016::1463781600  
35422::2015-16::2::39::Tenerife::Valladolid::3::1::21/05/2016::1463781600  
35421::2015-16::2::39::Girona::Mallorca::1::0::21/05/2016::1463781600  
35420::2015-16::2::39::Albacete::Alcorcon::0::2::21/05/2016::1463781600  
35419::2015-16::2::38::Huesca::Almeria::2::1::15/05/2016::1463263200  
35418::2015-16::2::38::Llagostera::Cordoba::1::0::15/05/2016::1463263200  
35417::2015-16::2::38::Bilbao Athletic::Osasuna::0::0::15/05/2016::1463263200  
35416::2015-16::2::38::Alcorcon::Alaves::0::1::15/05/2016::1463263200  
35415::2015-16::2::38::Elche::Girona::1::1::15/05/2016::1463263200  
35414::2015-16::2::38::Ponferradina::Lugo::2::1::15/05/2016::1463263200  
35413::2015-16::2::38::Gimnastic de Tarragona::Leganes::0::0::15/05/2016::1463263200  
35412::2015-16::2::38::Numancia::Real Zaragoza::2::2::14/05/2016::1463176800

35411::2015-16::2::38::Valladolid::Albacete::1::0::14/05/2016::1463176800  
35410::2015-16::2::38::Mallorca::Tenerife::1::0::14/05/2016::1463176800  
35409::2015-16::2::38::Real Oviedo::Mirandes::4::1::14/05/2016::1463176800  
35408::2015-16::2::37::Leganes::Numancia::2::2::08/05/2016::1462658400  
35407::2015-16::2::37::Mirandes::Huesca::1::0::08/05/2016::1462658400  
35406::2015-16::2::37::Cordoba::Girona::1::0::08/05/2016::1462658400  
35405::2015-16::2::37::Real Zaragoza::Bilbao Athletic::2::0::08/05/2016::1462658400  
35404::2015-16::2::37::Albacete::Mallorca::1::0::08/05/2016::1462658400  
35403::2015-16::2::37::Alaves::Valladolid::2::1::08/05/2016::1462658400  
35402::2015-16::2::37::Tenerife::Elche::1::1::07/05/2016::1462572000  
35401::2015-16::2::37::Almeria::Gimnastic de Tarragona::1::2::07/05/2016::1462572000  
35400::2015-16::2::37::Lugo::Alcorcon::1::2::07/05/2016::1462572000  
35399::2015-16::2::37::Llagostera::Real Oviedo::2::0::07/05/2016::1462572000  
35398::2015-16::2::37::Osasuna::Ponferradina::0::0::07/05/2016::1462572000  
35397::2015-16::2::36::Bilbao Athletic::Leganes::1::2::02/05/2016::1462140000  
35396::2015-16::2::36::Ponferradina::Real Zaragoza::1::1::01/05/2016::1462053600  
35395::2015-16::2::36::Girona::Tenerife::1::0::01/05/2016::1462053600  
35394::2015-16::2::36::Gimnastic de Tarragona::Mirandes::3::2::01/05/2016::1462053600  
35393::2015-16::2::36::Valladolid::Lugo::1::1::01/05/2016::1462053600  
35392::2015-16::2::36::Elche::Albacete::1::1::01/05/2016::1462053600  
35391::2015-16::2::36::Real Oviedo::Cordoba::1::0::01/05/2016::1462053600  
35390::2015-16::2::36::Mallorca::Alaves::0::0::30/04/2016::1461967200  
35389::2015-16::2::36::Numancia::Almeria::2::0::30/04/2016::1461967200  
35388::2015-16::2::36::Alcorcon::Osasuna::0::1::30/04/2016::1461967200  
35387::2015-16::2::36::Huesca::Llagostera::3::1::30/04/2016::1461967200  
35386::2015-16::2::35::Real Zaragoza::Alcorcon::3::1::24/04/2016::1461448800  
35385::2015-16::2::35::Mirandes::Numancia::0::2::24/04/2016::1461448800  
35384::2015-16::2::35::Almeria::Bilbao Athletic::3::2::24/04/2016::1461448800  
35383::2015-16::2::35::Cordoba::Tenerife::0::0::24/04/2016::1461448800  
35382::2015-16::2::35::Lugo::Mallorca::2::1::24/04/2016::1461448800  
35381::2015-16::2::35::Osasuna::Valladolid::1::0::24/04/2016::1461448800  
35380::2015-16::2::35::Alaves::Elche::0::0::23/04/2016::1461362400  
35379::2015-16::2::35::Real Oviedo::Huesca::0::1::23/04/2016::1461362400  
35378::2015-16::2::35::Llagostera::Gimnastic de Tarragona::1::1::23/04/2016::1461362400  
35377::2015-16::2::35::Leganes::Ponferradina::3::0::23/04/2016::1461362400  
35376::2015-16::2::35::Albacete::Girona::0::3::23/04/2016::1461362400

...

Universidad de Alcalá  
Escuela Politécnica Superior



ESCUELA POLITECNICA  
SUPERIOR



Universidad  
de Alcalá