UNIVERSIDAD REY JUAN CARLOS

TRABAJO FIN DE MÁSTER

Explotación y modelos para predicción de datos en el Sistema Educativo de la Comunidad de Madrid

MÁSTER UNIVERSITARIO EN FORMACIÓN DEL PROFESORADO DE ED.SECUNDARIA, BACHILLERATO, FP E IDIOMAS

ESPECIALIDAD EN INFORMÁTICA Y TECNOLOGÍA

CURSO 2018-2019

AUTOR: Abel de Andrés Gómez

DIRECTOR: Aurelio Berges García

DEDICATORIA

AGRADECIMIENTO

RESUMEN

ABSTRACT

ÍNDICE

Índice de tablas

Índice de figuras

I | Introducción

1.1. INTRODUCCIÓN

En los últimos años, gracias al gran desarrollo tecnológico que se ha vivido tanto a nivel de computo (mejorando la eficiencia y el uso de los recursos disponibles) como a nivel de transmisión de datos (mejorando las comunicaciones), ha permitido a las organizaciones el almacenamiento de una gran cantidad de información.

Un ejemplo de esta evolución se puede observar en las figuras (1.1 y 1.2), las millones de instrucciones por segundo (MIPS) que realiza un procesador (relacionado con el tiempo de cómputo) y la velocidad de transmisión de datos en bits por segundo (BPS) han crecido a lo largo de los últimos años (Nielsen, 2018).

Figura 1.1: Velocidad Procesador (MIPS) a lo largo del tiempo. (Fuente: Kurzweil http://www.kurzweilai.net)

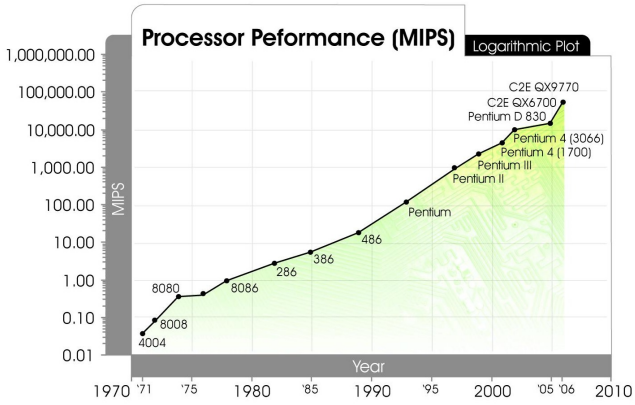
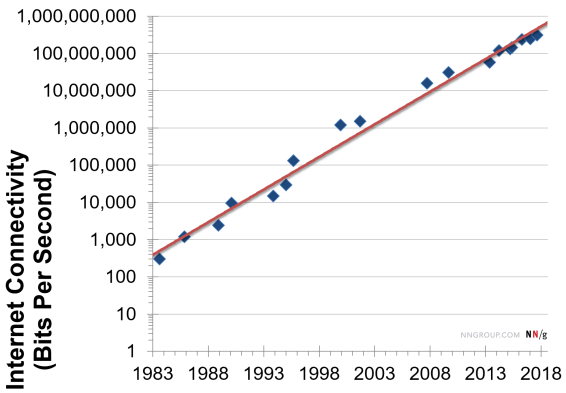


Figura 1.2: Velocidad de transferencia a lo largo del tiempo. (Fuente: Nielsen Norman Group)



Para comprender mejor este gran volumen de información que disponen las organizaciones, es necesario utilizar métodos, técnicas, herramientas además de personas con conocimientos (formando todas esta un vínculo estrecho) que permita y ayude a explotar, investigar, predecir y obtener información relevante para tomar decisiones de forma adecuada.

Para descubrir la información en estos grandes volúmenes de datos, es necesario abordar el concepto de minería de datos. Según Martínez (2016), la minería de datos es el "proceso que permite transformar información en conocimiento útil para el negocio, a través del descubrimiento y cuantificación de relaciones en una gran base de datos". La minería de datos aplica técnicas estadísticas y matemáticas para poder obtener esta información implícita en los datos.

Algunas de las aplicaciones de la minería de datos según (Riquelme Santos, Ruiz, y Gilbert, 2006) son: comercio y banca, medicina y farmacia, seguridad y detección de fraude, astronomía, geología, minería, agricultura, pesca, ciencias ambientales y ciencias sociales.

1.2. Contexto

Las organizaciones de ámbito educativo no han quedado ajenas a estas necesidades de una mejor comprensión de los datos. Según Romero y Ventura (2010) la minería de datos educativa (EDM) se encarga del desarrollo de métodos para explotar los datos del entorno educativo y entender mejor a los estudiantes y las herramientas que se utilizan para el aprendizaje de estos.

Por un lado, tanto el software educativo como las bases de datos institucionales, han generado una gran cantidad de datos acerca de alumnos, reflejando el aprendizaje de estos a lo largo del tiempo. Por otro, el uso pedagógico de Internet (eLearning), ha generado también grandes cantidades de datos acerca de la enseñanza-aprendizaje (técnicas, herramientas, etc). "Toda esta información es una mina de oro, en el contexto educativo". (Romero y Ventura, 2010).

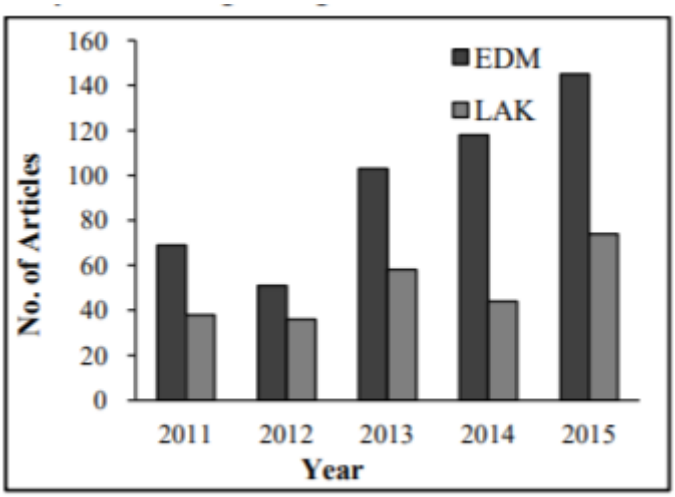
Mohamad y Tasir (2013) define EDM como una disciplina emergente, relacionada con el desarrollo de métodos para la exploración de datos que proceden del entorno educativo, para entender mejor a los estudiantes y las herramientas que estos utilizan para aprender. Coincide con el articulo de (Silva y Fonseca, 2017) en el que se indica que la EDM se ha desarrollado mas lentamente que en el resto de ámbitos.

Como se puede observar en el articulo de Sin y Muthu (2015) y en la figura 1.3, el numero de artículos publicados en la conferencia internacional sobre la minería de datos

ha crecido desde 2011 casi exponencialmente.

Este aumento de artículos publicados muestra como existe un aumento en el uso de la minería de datos en la educación.

Figura 1.3: Artículos aceptados y publicados desde 2011. Recuperado de Sin y Muthu (2015)



BUSCAR GRAFICA MAS ACTUAL

A su vez, Sin y Muthu (2015), ha categorizado los artículos publicados según su contenido en categorías que definen las distintas aplicaciones de la minería de datos en la educación. Algunas de estas categorías son: detección de comportamiento, estimación de habilidades, predicción de mejora académica, etc. Por tanto, como se puede observar, dentro de la minería de datos en el entorno educativo, existen distintos campos estudiados y distintos ámbitos de aplicación.

1.3. Objetivos

En este trabajo fin de máster se plantea una solución a la necesidad que tiene la Consejería de Educación e Investigación de la Comunidad de Madrid (CEI) para dar respuesta a las necesidades de la demanda concreta de plazas escolares del nuevo período escolar. Para ello, se plantea el uso de herramientas y métodos flexibles que automaticen dichas tareas y proponga, además, nuevas variables o factores que puedan influir en la toma de decisiones.

Dicho objetivo global se pretende alcanzar mediante los siguientes sub-objetivos:

- Seleccionar variables de interés, relativas a la resolución de las necesidades anteriormente expuesta, para estudiar y que aporten valor en el desarrollo de este TFM.

- Obtener modelos que se ajusten correctamente a los datos.
- Probar distintos modelos y seleccionar aquellos que aporten mayor precisión en la predicción.
- Utilizar los modelos seleccionados para realizar predicciones con los datos existentes.

1.4. Metodología

El proceso o metodologia llevado a cabo en este TFM sigue las siguientes fases:

1. En primer lugar, se ha detectado una determinada necesidad en una unidad de la Consejería de Educación e Investigación de la Comunidad de Madrid. [1]
2. Una vez detectada la necesidad, se realizan reuniones con dicha unidad para obtener la mayor información posible acerca de sus necesidades y la forma en la que satisfacerlas. Antes de comenzar la investigación, se debe tener un claro conocimiento sobre las necesidades existentes y establecer un plan de acción.
3. A partir del conocimiento sobre cual son las necesidades, se realiza una propuesta para poder satisfacer dichas necesidades
4. La propuesta establecida debe ser validada por la propia unidad.
5. Una vez validada la propuesta, se deben estudiar distintos modelos. Se debe analizar cual de los modelos es el que mayor precisión obtiene.
6. Por ultimo, se debe validar el modelo seleccionado y realizar las predicciones correspondientes con los datos de la unidad.

1.5. Organización del TFM

La estructura que se va a seguir en el TFM es la siguiente:

- **Capitulo 1. Introducción:** En el primer capítulo se definen las necesidades existentes que justifican el desarrollo de este trabajo. También se definen los objetivos que se persiguen con la realización de este. Por último, se presenta la estructura que tiene el presente documento.

[1] El autor de este TFM ha colaborado con la Consejería de Educación e Investigación de la Comunidad de Madrid en el desarrollo del proyecto inicial

- **Capitulo 2. Justificación teórica:** En este segundo capítulo se realiza una investigación sobre el estado de la cuestión, estudiando los métodos, modelos y usos de la minería de datos en el ámbito educativo.
- **Capitulo 3. Propuesta de intervención:** En este tercer capítulo se define el problema existente.
- **Capitulo 4. Diseño de la investigación:** Este capítulo define los pasos que se siguen en la realización de un proyecto de minería de datos. Se detallan también las tareas que se van a desempeñar en cada uno de los pasos.
- **Capitulo 5. Conclusiones:** En este capítulo se detallan las conclusiones obtenidas a partir de los resultados alcanzados.

II | Justificación Teórica

2.1. Introducción

Uno de los intereses que se tienen a la hora de realizar cualquier proyecto de “Big Data”, “Business Intelligence” o un análisis predictivo son las variables a utilizar, ya que son las que van a permitir obtener la mayor información esperada.

Esta investigación se realiza con el propósito de aportar conocimiento existente sobre la importancia de determinadas variables educativas y su relevancia en la predicción, la planificación y la gestión educativa.

Para ello, y, teniendo en cuenta los propósitos de esta investigación, se debe establecer el objeto de búsqueda de documentación científica acerca de la minería de datos en el ámbito educativo, más concretamente, en la educación secundaria.

A partir del objeto de búsqueda, se debe establecer las fuentes que se utilizan para obtener resultados fiables, ya que en la actualidad existen numerosos artículos acerca del uso de la ciencia de datos, pero es necesario acotar la búsqueda a lo relativo a educación.

Para la realización de este TFM se han analizado distintas publicaciones de la base de datos científica de Web of Science.

Para realizar la búsqueda se han utilizado las siguientes palabras clave: “educational", “data” y “mining". Se debe recordar que el éxito de la búsqueda depende de estas palabras claves. También se ha realizado una búsqueda utilizando estas claves en Teseo, ScienceDirect y Google Academics.

De la búsqueda en “Web of Science” con las claves comentadas se han obtenido un gran número de publicaciones. Por tanto, se ha tenido que acotar la búsqueda incluyendo nuevas palabras claves (“models” y “predictions”). De esta nueva búsqueda se han obtenido 47 artículos. Posteriormente se ha realizado una observación sobre los artículos obtenidos y se ha comprobado la existencia de artículos que no resultan útiles en esta investigación, por lo que se han descartado.

Además, de la primera búsqueda, donde se obtenían gran cantidad de resultados, se han revisado, entre otros, los artículos más populares (respecto a su número de citas) y actuales, y se han seleccionado 15 que se ajustan a las necesidades de este estudio.

Complementariamente, también se ha realizado búsquedas incluyendo la clave de “gis". El motivo de esta búsqueda es intentar encontrar artículos centrados en GIS (Sistemas de Información Geográfica). Los sistemas de información geográfica, como su propio nombre indica, se utilizan para referenciar datos en el espacio.

Debemos destacar que la mayoría de los resultados obtenidos tratan de artículos cen-

trados en la predicción de los resultados académicos de los alumnos teniendo en cuenta ciertos factores internos (como las propias calificaciones a lo largo del curso) y externos (como factores etnográficos, edad, situación económica familiar, etc.). Estos factores se han utilizado principalmente para obtener una aproximación sobre las calificaciones, y el fracaso escolar. Mostrando de forma implícita las relaciones de estos aspectos con el resultado (calificación).

2.2. Análisis trabajos previos relevantes

En este apartado se resaltan los artículos más representativos que han realizado un estado del arte sobre la minería de datos en la educación recogiendo información genérica de otros artículos. Estos artículos mas representativos van a servir de referencia no sólo para obtener nuevos artículos sino para ver las metodologías comunes utilizadas y las aplicaciones concretas de la ciencia de datos en el ámbito educativo.

En este sentido se pueden destacar los artículos de Silva y Fonseca (2017), Romero y Ventura (2010) y Peña-Ayala (2014).

Silva y Fonseca (2017) en su artículo, realiza una revisión sobre las publicaciones realizadas, citando diversos artículos y resumiendo brevemente el estudio y las técnicas y algoritmos utilizadas en este. Además, de forma genérica agrupa los algoritmos más utilizados en las técnicas de clasificación, “clustering” y regresión.

En el artículo de Peña-Ayala (2014) se muestra el número de publicaciones existentes hasta el momento que utilizan ciertos algoritmos predictivos como el K-Means, J-48, Naives Bayes, etc. En este mismo artículo, se clasifican las publicaciones en seis categorías. Podemos destacar que la categoría mayoritaria (con un 21 %) es el modelado del comportamiento del alumno seguida del rendimiento académico del alumno (con un 20 %). Romero y Ventura (2010) utiliza también categorías para clasificar las publicaciones.

Mediante estos artículos se ha obtenido una vista general de la minería de datos, proporcionando información y realizando comparaciones que acotan la búsqueda de nuevas técnicas, herramientas, algoritmos, etc.

2.3. Estudios más relacionados con la minería de datos en educación

Este apartado se centra en las categorías que tienen mayor relación con el problema a resolver en esta investigación. De esta forma se puede observar como dichos artículos

satisfacen con sus propios objetivos.

Como ya se ha comentado con anterioridad, existen una serie de clasificaciones sobre las publicaciones realizadas en la minería de datos en educación. La mayoría de los artículos se centran en el rendimiento y en las calificaciones de los alumnos y, cómo teniendo en cuenta estas investigaciones, se puede mejorar la calidad educativa.

En el artículo de Fernandes et al. (2019), los datos escolares a estudiar proceden de alumnos de colegios de un Distrito Federal de Brasil durante el 2015 y el 2016. Estos datos se han obtenido a partir de la base de datos de iEducar que contiene atributos relacionados con cada alumno.

Algunas de las variables que se estudian en este artículo pertenecen concretamente al ámbito personal, social y geográfico del alumno. Estas variables son: el barrio del alumno, el centro educativo, la edad del alumno, los ingresos del alumno, los alumnos con necesidades especiales, el género y el entorno en el aula.

Como conclusiones, se indica en este artículo que el entorno social y sus variables tienen una influencia directa en el proceso de enseñar-aprender. Esta investigación puede aportar información a los profesionales que busquen herramientas o métodos para mejorar los resultados escolares de los alumnos.

Por otro lado, en el artículo de Asif, Merceron, Ali, y Haider (2017), se realizan otras investigaciones relativas al rendimiento académico, donde también se utilizan variables sociales como la edad, sexo, nacionalidad, estado civil, desplazamiento (si el alumno vive fuera del distrito), necesidades especiales, tipo de admisión, situación laboral, situación económica, etc.

El objetivo es, nuevamente, obtener información sobre el rendimiento de estudiantes para que las personas interesadas (directores y docentes) puedan mejorar el programa educativo.

Otro de los artículos que se ha utilizado como referencia ha sido el de Shahiri et al. (2015). En este artículo, nuevamente se han utilizado técnicas predictivas para la mejora del rendimiento académico de los alumnos. En este caso, los datos utilizados proceden de instituciones malayas. De nuevo se han tenido en cuenta los resultados académicos internos como las calificaciones de prácticas o tareas, exámenes, actividades en el laboratorio, test de clase y atención. También se ha tenido en cuenta factores externos como el género, la edad, el entorno familiar y la discapacidad.

Relacionado con el rendimiento académico, existe también un artículo en el que se realiza labores de predicción para evitar el fracaso escolar. En este artículo, (Vera, Morales, y Soto, 2012), se han seleccionado variables en el que se incluyen si el alumno fuma, bebe, si tiene alguna discapacidad física, la edad, el nivel económico entre otras muchas.

Los datos de este artículo se han obtenido a partir de encuestas realizadas a alumnos, del Centro Nacional de Evaluación y del Departamento de Servicios Escolares. Relacionado también con el rendimiento académico, es el artículo de Kaur, Singh, y Josan (2015) donde se utilizan variables como el uso del móvil por parte del alumno, el tipo del colegio, la localización de este (áreas urbanas o rurales), el acceso a Internet del alumno, etc. Siendo las variables de la existencia de Internet y ordenador en casa las que más afectan en la predicción. En este estudio, la variable a predecir en esta investigación es si el alumno se gradúa o no.

Se ha encontrado un artículo referente a la educación en España, este artículo es el de José (2016), en el que se analiza las calificaciones y las tareas para cada trimestre de estudiantes de Bachillerato y ESA (Educación Secundaria para Adultos). José en este artículo, utiliza alumnos de un determinado centro público de Andalucía. Los cursos de alumnos que evalúa son 1º y 2º de Bachillerato y de ESA.

También se ha revisado un artículo relacionado con la mejora académica de alumnos de ingeniería en los primeros 3 años de titulación. Este artículo de Adekitan y Salau (2019) utiliza datos de una universidad de Nigeria. Inicialmente se consideraron 18 variables, sin embargo, solo se utilizaron 6 variables que son las siguientes: matriculación, genero, especialidad de los estudiantes, ciudad del estudiante, calificaciones y tipo de educación secundaria recibida previamente.

En el artículo de Álvarez García et al. (2010) se analiza la relación entre la violencia y la repetición de curso. En la investigación se han realizado un cuestionario a 1742 estudiantes de 7 centros. Según el artículo, los resultados obtenidos han indicado que la violencia es mayor cuando los alumnos han repetido de curso. Alguna de las variables que se estudian son: Violencia de profesorado hacia alumnado, violencia física indirecta por parte del alumnado, Violencia verbal de alumnado hacia alumnado, violencia física directa entre alumnado y violencia verbal de alumnado hacia profesorado.

En el libro de Panahi et al. (2019), se ha realizado una serie de investigaciones cuyo objetivo ha sido determinar la idoneidad de construir o emplazar centros educativos según pesos dados a factores. Estos factores son los siguientes:

- **Facilidades Urbanas:** En este punto se incluyen las gasolineras, las tuberías de gas de alta presión y las líneas de alta tensión. Cuanto más cerca estén los centros de estas zonas, más riesgo existe para los alumnos. Se tiende por tanto a alejar los centros de estos puntos.
- **Densidad de población y áreas residenciales:** La proximidad de los colegios a zonas residenciales con una gran población de estudiantes es importante, puesto que, a menor distancia entre los estudiantes, los colegios y sus casas menor es el gasto

de las familias y menor es la probabilidad de que los alumnos sean secuestrados.

- **Accesibilidad a red de carreteras urbanas:** La distancia de las calles y las autovías es otro factor importante para situar los colegios. Cuanto más cerca estén los colegios a estas vías, más facilidades tendrán los alumnos, y por lo tanto más ahorro de tiempo y costes. Sin embargo, la cercanía de los colegios a las autovías o autopistas, puede implicar mayor riesgo de accidentes. Sin embargo, si las autovías o autopistas se encuentran lejos, se reduce la accesibilidad a los colegios. Es necesario situar los centros en puntos intermedios (100-200m).
- **Servicios Urbanos:** Las distancias a los hospitales, a las estaciones de bomberos y de policía tienen mayor influencia. Sin embargo, estos deben situarse a distancias prudenciales de los centros (100-200m).
- **Centros culturales:** La proximidad de los centros culturales incrementa la salud espiritual y psicológica del alumno, incrementando así sus conocimientos. Curiosamente, si existen estos tipos de centros cercanos al colegio, entonces no es necesario que dichos colegios dispongan de estos servicios (pudiéndose ampliar las aulas, el comedor, etc)

La investigación se lleva a cabo en la ciudad de Tehran. Se han tomado para el estudio dos distritos. Uno de ellos contiene 106 colegios y el otro 137. A partir de la geolocalización de dichos colegios y de los sub-factores comentados, se ha realizado un estudio sobre la relación existente entre los factores y sub-factores y los colegios.

El objetivo de esta investigación es determinar la idoneidad para seleccionar los lugares de construcción de los centros, investigando los sub-factores dados.

Los resultados finales que se obtienen indican que los factores por orden de importancia para la construcción son: los posibles daños que puedan amenazar a los alumnos y sus familias, la reducir del coste para las familias y el incremento de la eficiencia escolar.

2.4. Metodología de trabajo en el desarrollo de proyectos de minería de datos

En primer lugar, y antes de realizar cualquier trabajo, es necesario tener en cuenta una metodología valida a seguir, es decir, se debe seguir una serie de pasos para conseguir los objetivos determinados. Por tanto, en este apartado se va a estudiar los métodos de trabajo existentes en los artículos estudiados, ver sus ventajas y desventajas para posteriormente seleccionar el que se considere apto para esta investigación.

Existen distintas metodologías de trabajo para realizar un proyecto de minería de da-

tos. Sin embargo, según el artículo de Moine et al. (2011), las metodologías que abarcan todas las posibles etapas de un proyecto serían las metodologías CRISP-DM y Catalyst. El resto de metodologías no completan todas las fases que se debiera o simplemente establecen los pasos a seguir, pero no las tareas. La comparativa se muestra en la figura 2.1.

Figura 2.1: Comparación metodologías de Minería de Datos. Recuperado de Moine et al. (2011)

Fases	KDD	CRISP – DM	SEMMA	CATALYST
Análisis y comprensión del negocio	Comprensión del dominio de aplicación	Comprensión del negocio		Modelado del negocio
Selección y preparación de los datos	Crear el conjunto de datos Limpieza y pre-procesamiento de los datos Reducción y proyección de los datos	Entendimiento de los datos Preparación de los datos	Muestreo Comprensión Modificación	Preparación de los datos
Modelado	Determinar la tarea de minería Determinar el algoritmo de minería Minería de datos	Modelado	Modelado	Selección de herramientas y modelado inicial
Evaluación	Interpretación	Evaluación	Valoración	Refinamiento del modelo
Implementación	Utilización del nuevo conocimiento	Despliegue		Comunicación

La metodología de trabajo predominante en los artículos observados de carácter educativo ha sido la metodología CRISP-DM (del inglés Cross Industry Standard Process for Data Mining) que es una metodología frecuente en el desarrollo de proyectos de minería de datos. Esta metodología indica cómo debe realizarse, mediante tareas, dichos proyectos. Esta metodología se ha utilizado en artículos como Fernandes et al. (2019), Delen (2010), Şen, Uçar, y Delen (2012), Jaramillo y Arias (2015) y Chalaris, Gritzalis, Maragoudakis, Sgouropoulou, y Tsolakidis (2014).

Según Jaramillo y Arias (2015), en su investigación se ha seleccionado Crisp-DM por las siguientes razones: ”La metodología a utilizar es Crisp-DM ya que cada una de sus fases se encuentra claramente estructurada definiendo de tal forma las actividades y tareas que se requieren para lograr el objetivo planteado, es decir, la más completa entre las metodologías comparadas, es flexible por ende se puede hacer usos de cualquier

herramienta de minería de datos", idea ya presentada en el artículo de (Moine et al., 2011).

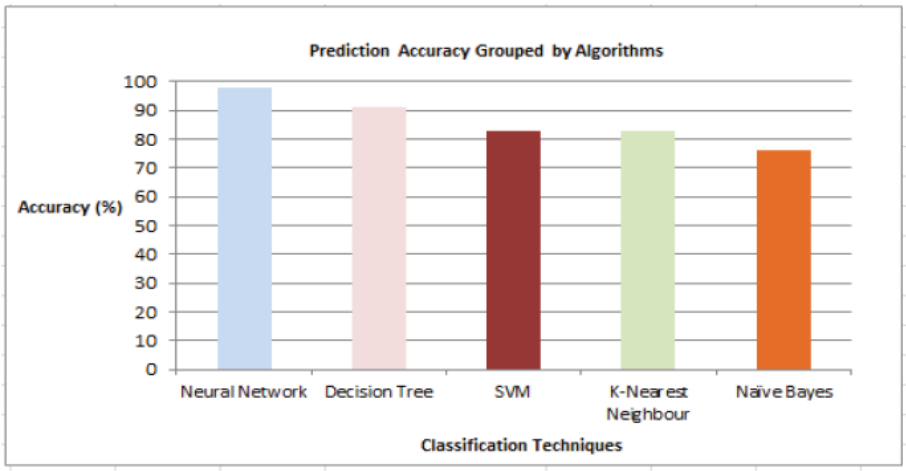
2.5. Modelos utilizados en el desarrollo de proyectos de minería de datos en el entorno educativo

Una vez que se ha revisado los artículos existentes, se debe abstraer la información relativa a los modelos utilizados con el objetivo de obtener un estado de la situación de dichos modelos.

En el artículo de prensa de Fernandes et al. (2019), se muestra el uso de técnicas como los métodos de clasificación y el algoritmo predictivo de GBM (Gradient Boosting Model) con el objetivo de obtener aquellas variables en el entorno del alumno, que hace que este obtenga mejores o peores resultados escolares. Este estudio, además, tiene el objetivo de aportar información útil para los representantes políticos en el ámbito educativo, el consejo escolar y los profesores con el objetivo de que estos puedan realizar políticas públicas, materiales didácticos y trabajo social para beneficiar a los estudiantes.

En el artículo de Shahiri et al. (2015) se indica que "a priori", sin tener en cuenta la experiencia, es necesario realizar un proyecto piloto, que responda a dos preguntas en concreto. La primera pregunta que se plantea son los atributos o variables a utilizar en la investigación. La segunda pregunta planteada es sobre los métodos predictivos a utilizar. La siguiente figura 2.2 obtenida del artículo, muestra la precisión en la predicción de los algoritmos entre los años 2002 y 2015.

Figura 2.2: Predicción en la precisión agrupada por algoritmos desde 2002 a 2015. Recuperado de Shahiri et al. (2015)



Teniendo en cuenta dicha figura, vemos que las redes neuronales son las que obtienen

mejores resultados junto con los arboles de decisiones, lo que significa que se ajustan más a los datos.

Los resultados obtenidos en otro artículo, concretamente el de Ashraf, Zaman, y Ahmed (2018), indican que el mejor modelo para los datos propuestos ha sido obtenido utilizando el algoritmo de bosques aleatorios. Este algoritmo ha obtenido mejores resultados que otros algoritmos como los arboles de decisión o árbol aleatorio. Este articulo utiliza también datos académicos de alumnos, en este caso, pertenecientes a la Universidad Kashmir.

Para lograr los objetivos establecidos en el análisis del rendimiento académico, Asif et al. (2017), va a utilizar los arboles de decisión, Naïves Bayes, Redes Neuronales, 1-Vecino-Cercano y Bosques Aleatorios. Los mejores resultados se han obtenido utilizando el algoritmo de Naïves Bayes, obteniendo un 85 % de precisión.

En cuanto al artículo de Adekitan y Salau (2019), nuevamente se han utilizado algoritmos como redes neuronales, bosques aleatorios, arboles de decisión, Naïve Bayes, combinación de árboles y regresión logística. En la figura 2.3 se puede observar la comparación entre los modelos.

Figura 2.3: Comparación de los resultados obtenidos. Recuperado de Adekitan y Salau (2019)

	PNN	Random Forest	Decision Tree	Naive Bayes	Tree Ensemble	Logistic Regression
Correct Classified	475	485	477	478	486	493
Accuracy	85.895%	87.70%	87.85%	86.438%	87.884%	89.15%
Cohen's Kappa (k)	0.767	0.799	0.803	0.782	0.803	0.823
Wrong Classified	78	68	66	75	67	60
Error	14.105%	12.297%	12.155%	13.562%	12.116%	10.85%

En este artículo Adekitan y Salau (2019), se puede observar como la regresión logística obtiene la mayor precisión en los resultados. Por tanto, es capaz de clasificar correctamente los datos y, en consiguiente, obtener mejores predicciones. Otro artículo donde la regresión logística es la que mayor precisión da es el de Lehr et al. (2016), donde además se utilizan los algoritmos de Naïves Bayes, Bosques aleatorios, arboles de decisión y K-vecinos-cercanos.

2.6. Herramientas analizadas para la minería de datos

Existen diversas herramientas para realizar minería de datos, por lo tanto, se debe analizar cuales se están utilizando en los artículos estudiados e incluso se debe revisar no solo en el ámbito educativo, sino de forma general. De esta forma obtendremos las herramientas más utilizadas.

En el artículo de Rodríguez Suárez y Díaz Amador (2009) se recogen algunas de las más utilizadas. Entre ellas se puede destacar SPSS Clementine, WEKA y Oracle Data Miner. Además, artículos como el de José (2016) han utilizado R, que es un lenguaje estadístico.

R al estar orientado a la estadística, proporciona un gran número de bibliotecas y herramientas. Destaca también por la generación de gráficos estadísticos de gran calidad. Posee muchos paquetes dedicados a la graficación. Además, es una herramienta que facilita el cálculo numérico y el uso en la minería de datos. (Goette, 2014)

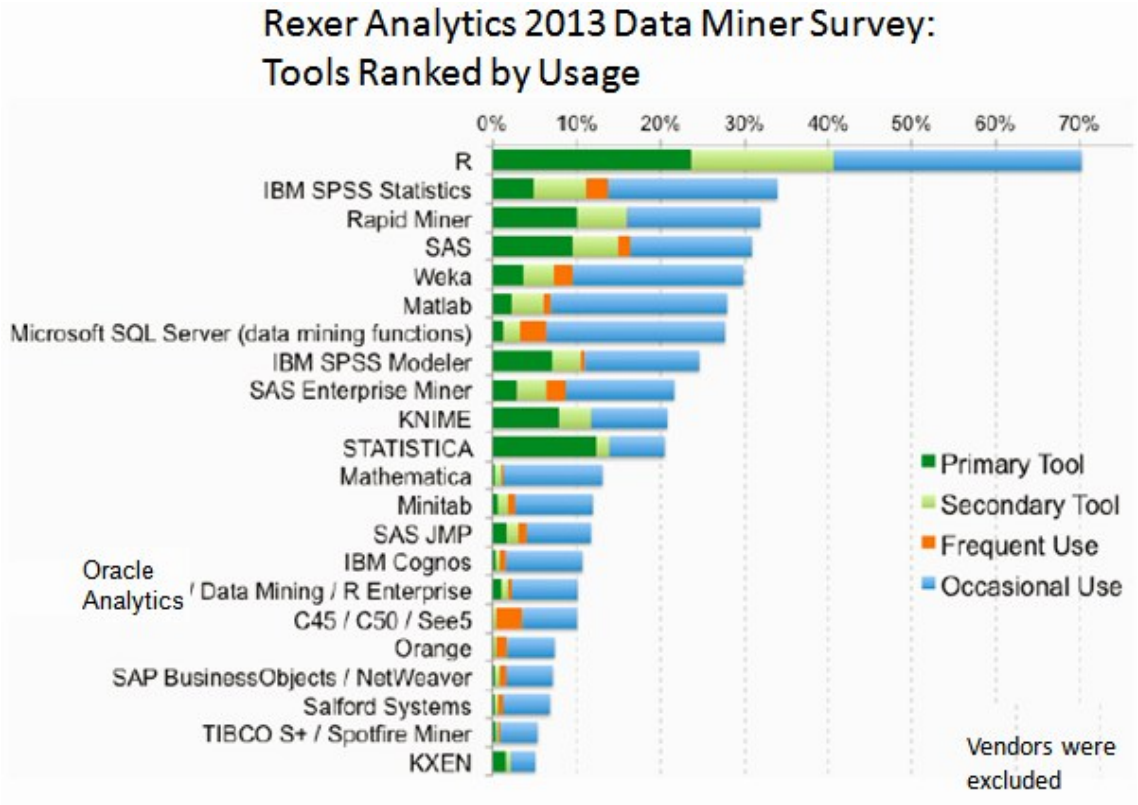
Su potencia reside fundamentalmente en que es un software gratuito y de código abierto. Como ya se ha comentado, posee un gran número de herramientas que pueden ampliarse mediante paquetes, librerías o definiendo funciones propias.

Por otro lado, RStudio es el entorno de desarrollo para R. Es también software libre y tiene la ventaja que se puede ejecutar sobre distintas plataformas (Windows, Mac y Linux).

En el artículo de Jaramillo y Arias (2015), se ha realizado una breve comparación nuevamente entre las herramientas de WEKA, RapidMiner y Knime. De esta comparación, los autores han seleccionado la herramienta de RapidMiner para realizar las investigaciones por las siguientes características: “posee una licencia libre, combinación de modelos, interfaz amiga, multiplataforma, empleo de técnicas, además permite aplicar varios algoritmos de minería de datos...” (Jaramillo y Arias, 2015)

En la figura 2.4 se pueden observar las 10 herramientas más utilizadas en 2013 según Rexer Analytics. (Piatetsky, 2013)

Figura 2.4: Herramientas más usadas. Recuperado de (Piatetsky, 2013)



Como se puede observar en la figura 2.4, las herramientas más utilizadas son R, IBM SPSS Statistics, RapidMiner, y también en puestos superiores se encuentra Weka.

Por otro lado, también se ha consultado la página de Gartner, que es una empresa consultora y de investigación de las tecnologías de la información y que realiza informe sobre las herramientas existentes. En la siguiente figura 2.5 se muestra las herramientas más usadas dividas en cuadrantes dependiendo de la habilidad necesaria para usarlas y la visión completa de estas.

Figura 2.5: Plataformas de ciencia de datos y aprendizaje de máquina. Recuperado de Gartner (https://www.gartner.com)

Teniendo conocimiento sobre las herramientas más utilizadas, se debe elegir una de ellas para realizar la investigación de este TFM.

2.7. Conclusiones

Teniendo en cuenta los artículos anteriores, vemos que existen metodologías, técnicas y herramientas comunes, sin embargo, dependiendo del artículo, unas técnicas obtienen mejores resultados que otras. Esto se debe al carácter de los datos.

En cuanto a las metodologías, existen muchas investigaciones que utilizan sus propias metodologías en vez de utilizar aquellas de uso frecuente. No obstante, es importante tener claro el procedimiento a seguir.

Por otro lado, también se ha comprobado que existen un gran número de variables comunes de estudio en la mayoría de los artículos. Esto se debe a que la mayoría de los artículos tienen una gran relación, y es investigar acerca de factores que impliquen un mejor rendimiento en los alumnos. Algunas de estas variables se pueden considerar en la investigación de este TFM.

Respecto a los modelos utilizados, se han utilizado algoritmos comunes en varios

artículos, y como ya se ha comentado, en ciertas ocasiones han sido más precisos que en otras. Esto se debe a los propios datos. Por tanto, en este TFM se realizan pruebas con distintos modelos y se selecciona el que mejor resultados obtenga.

Por último, en muchos artículos no se ha referenciado las herramientas utilizadas para llevar a cabo la investigación, sin embargo, se ha acudido a otras fuentes para obtener las herramientas con mayor uso. El uso de unas herramientas u otras, no es relevante, puesto que, a día de hoy, la mayoría de las herramientas satisfacen las necesidades de los investigadores, sin embargo, se debe tener en cuenta la licencia comercial, las posibles librerías, etc. que nos pueda o no proporcionar la herramienta.

Por ello, se considera muy oportuno definir, en base a la literatura existente y a los métodos, técnicas, herramientas, etc. más extendidos entre la comunidad científica, una metodología para diseñar esta investigación y unas herramientas para utilizar en dicha metodología y así satisfacer las necesidades dadas.

III | Propuesta de Intervención

3.1. Justificación

Desde la Consejería de Educación de Madrid (CEI), también se ha querido obtener información intrínseca de los datos que poseen. Una unidad integrada en la Subdirección General de Centros de Educación Secundaria ha planteado un problema que se describe a continuación.

Cada año la escolarización de alumnos en el Sistema Educativo requiere adoptar una serie de medidas que den respuesta a las necesidades de la **demanda concreta de plazas escolares del nuevo período escolar**. Estas medidas suelen centrarse en materia de nueva construcción de centros, ampliación y adaptación de sus espacios, número y distribución del profesorado, ordenación de nuevas enseñanzas y la determinación del número de unidades de escolarización en los centros.

En consecuencia, para asegurar la adecuación de dicha demanda a la oferta de escolarización del alumnado en cada nuevo curso, es indispensable que las Unidades de Gestión de la Consejería de Educación e Investigación realicen un estudio de las zonas en las que se encuentran ubicados los centros, de la diversidad de su alumnado y de las consiguientes tendencias al aumento o disminución de alumnado y de las unidades. Como resultado del oportuno análisis se ponen en marcha actuaciones para ampliar o reducir el número de grupos y plazas autorizados en cada centro, las enseñanzas a impartir y la plantilla de recursos humanos necesaria. Puede darse incluso la necesidad de agrupamientos de centros dentro de una misma localidad o distrito, o en su caso la supresión de alguno, para atender con mayor racionalidad y eficacia las distintas necesidades.

En el caso particular de la determinación de grupos o unidades de la Enseñanza Secundaria, la Unidad de Planificación de Centros Públicos, los Servicios de Inspección Educativa y la Unidad de Programas Educativos de cada Dirección de Área Territorial (DAT) deben seguir un procedimiento específico para que, dentro de su ámbito respectivo, se alcance el fin anteriormente expuesto.

Se detalla seguidamente dicho procedimiento, contextualizándolo a la planificación para el próximo curso escolar:

1. Las DAT remiten a la Subdirección General de Centros de Educación Secundaria (SGCES) la distribución definitiva de grupos autorizados de cada centro, así como el número de alumnos matriculados, en el presente curso 2018/2019, desglosada por centros, niveles educativos, turnos y cursos de Educación Secundaria. Para los centros bilingües, se desglosa la información del total de grupos autorizados y alumnos

matriculados, en grupos y alumnos de programa y sección bilingüe, y en secciones lingüísticas. Así mismo se indicará el número de grupos mixtos que el centro tenga autorizados. Para ello se utiliza un formulario, en formato Microsoft Access.

Así mismo, en el envío, las DAT remiten, en formato editable (Excel), la distribución definitiva del cupo de profesorado asignado para cada centro, desglosado por centro y por cada uno de los distintos conceptos de cupo.

2. Las DAT realizan la propuesta de oferta educativa de cada centro para el curso 2019/2020, distribuyendo los grupos previstos por centros, niveles, turnos y cursos de Educación Secundaria. Dicha propuesta se envía a la SGCES.

   Para facilitar dicha labor, se envía por correo electrónico a las DAT un fichero de datos, en formato Microsoft Access, que contiene un formulario con el listado de centros para su autorización.

3. En la Subdirección General de Centros de Educación Secundaria, se analizan todas las propuestas recibidas. Para obtener dicha distribución de grupos autorizados, el personal debe realizar trabajos manuales de predicción. Los aspectos que se tienen en cuenta para realizar la predicción son los siguientes:

   a) **Escolaridad del curso actual:**.

   - Número de alumnos y grupos de un determinado centro.
   - Número de alumnos por aula (también conocido como ratio).
   - Matriculación de nuevos alumnos, principalmente alumnos que superan el nivel de 6º de primaria y pasan a 1º de ESO.

   b) **Bilingüismo** del centro. Muchos alumnos optan por centros bilingües para su mejor formación, por lo que estos centros suelen tener más demanda de alumnos.

   c) Posibilidad de creación de **nuevas zonas urbanas** cerca del centro.

   d) Posibilidad de **apertura o cierre de centros educativos**. El cierre, por ejemplo, de un centro privado provocara una mayor tasa de matriculación de los centros contiguos.

   e) **Porcentaje de aprobados**. Los alumnos que están ya matriculados tienen prioridad sobre los nuevos alumnos, por lo tanto, si existe una alta tasa de suspensos, quedan pocas plazas de admisión de nueva matricula.

   f) El número y la aparición de **nuevas enseñanzas**. La oferta de nuevas enseñanzas atraerá a nuevos alumnos al centro, incrementando así el número de matriculaciones.

Para facilitar dicha labor, se envía por correo electrónico a las DAT un fichero de datos, en formato Microsoft Access, que contiene un formulario con el listado de centros para su autorización.

4. Una vez analizadas las propuestas enviadas a la SGCES, esta se encarga de distribuir por centros los grupos de escolarización necesarios para el curso 2019/2020 y se comunicara a las DAT la distribución provisional de grupos por centro.
5. Las DAT pueden enviar las alegaciones oportunas a la propuesta provisional.
6. La Dirección General de Educación Infantil, Primaria y Secundaria autorizará el número de grupos y se lo comunicará a las Direcciones de Área Territorial con el fin de que cada Área Territorial remita a los centros docentes la oferta de grupos para la escolarización del curso 2019/2020 según las fechas establecidas en la planificación del proceso de admisión.

   Si se considera necesario, a fin de analizar las propuestas y observaciones remitidas, se podrán mantener reuniones de trabajo conjuntas con las Direcciones de Área Territorial.
7. Una vez resuelto el proceso de admisión, en el plazo de 10 días, los Servicios de Inspección Educativa de las respectivas Direcciones de Área Territorial estudiarán con detalle los distritos y localidades con mayor o menor demanda de plazas de escolarización de la prevista. En función de estos análisis y con el fin de precisar las actuaciones para atender las necesidades del curso escolar 2019/2020, especialmente para su incidencia en 1º ESO, se remite a la Subdirección General de Centros de Educación Secundaria el informe justificativo correspondiente indicando las variaciones producidas de alumnos y grupos en los centros, por distritos o localidad, respecto de la autorización comunicada a la que se hace referencia en el apartado anterior.

Este procedimiento se encuentra de forma detallada en la Instrucción de la Dirección General de Educación Infantil, Primaria y Secundaria con el siguiente título: *"Instrucciones de la dirección general de educación infantil, primaria y secundaria sobre la planificación del próximo curso escolar 2019/2020 en los centros públicos que imparten eso y bachillerato, creación de nuevos centros y modificación de la red, implantación y autorización de enseñanzas y propuesta de grupos"*. (Consejería de Educación e Investigación, 2018)

Actualmente, la Unidad de Planificación de Centros Públicos utiliza herramientas poco automatizadas para conocer el número de alumnos y unidades, y no disponen de algoritmos predictivos que faciliten y mejoren esta labor.

Por ello, con esta investigación, lo que se persigue es diseñar un sistema global y flexible que sea capaz de ayudar en la predicción a la Unidad de Planificación de Centros Públicos (teniendo en cuenta los aspectos dados), otorgando así una mayor garantía en la planificación de grupos. El sistema es flexible ya permite la incorporación de nuevas variable de estudio en la predicción.

A partir de esta investigación no solo se obtienen los mejores modelos que se ajusten a los datos, sino que se va a realizar un "Script" que sirva de ejemplo en el desarrollo de futuras aplicaciones. Mediante este "Script", que contiene un modelo entrenado -con datos anteriores-, se pueden leer archivos que contienen datos de un determinado para poder predecir, por ejemplo, los del curso siguiente a este.

IV | Diseño de Investigación

4.1. Introducción

En un principio el proyecto comienza como parte de una necesidad que surge a la CEI. Dicha necesidad se basa en realizar explotaciones (visualizando los datos según convenga) y reportes sobre la situación actual respecto a otros años, concretamente, los últimos 10 año. [1]

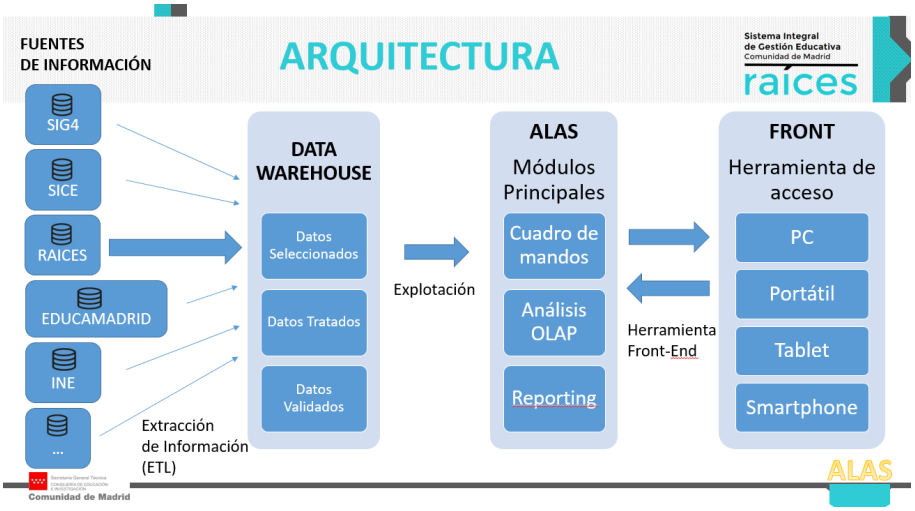
La CEI dispone de un gran numero de bases de datos, por lo que obtener información sencilla a través de ellas resulta complejo. Por tanto, se requiere de un sistema de explotación que permita obtener el máximo valor de la información de dichas bases de datos.

A continuación se expone someramente la arquitectura inicial del proyecto.

4.2. Arquitectura Inicial

Con el fin de entender conceptos posteriores, se procede a mostrar la arquitectura lógica del sistema con la que se parte inicialmente. Esta arquitectura ya está implementada y es la base del proyecto inicial y se puede observar en la figura 4.1

Figura 4.1: Arquitectura lógica del proyecto. Recuperado de la Consejería de Educación e Investigación de la Comunidad de Madrid.



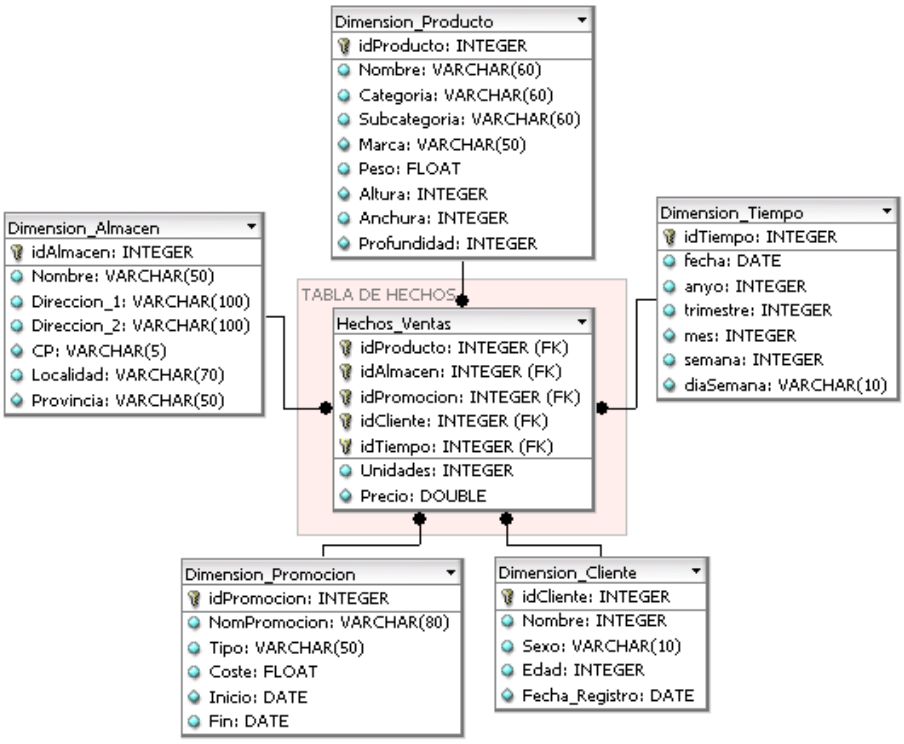
En primer lugar se tiene un gran numero de bases de datos de la CEI. A partir de

[1] Antes del curso 2007/2008 no existe un sistema de gestión centralizado y por lo tanto no se puede hacer explotaciones

los datos solicitados para realizar la explotación, se tiene que realizar la búsqueda en las tablas de estas bases de datos.

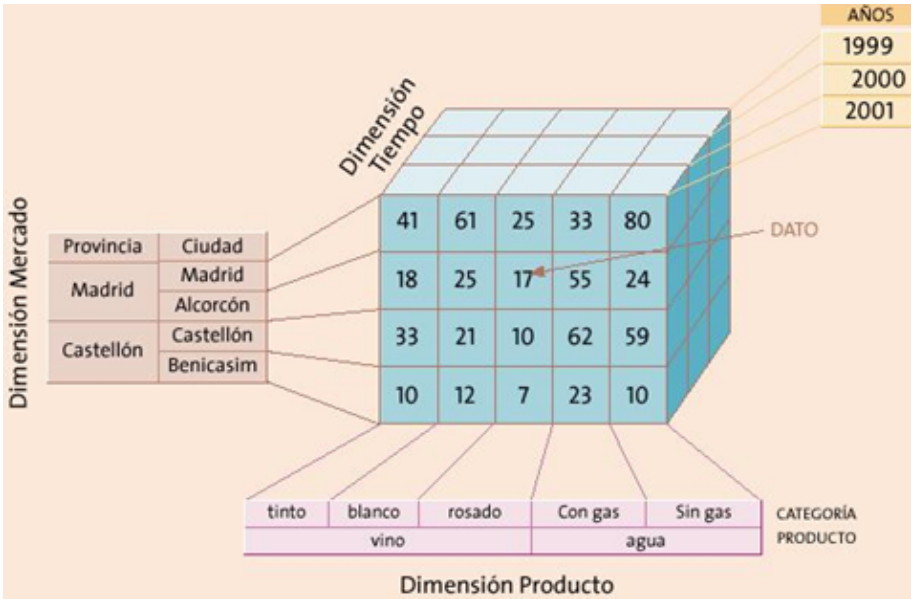
En segundo lugar, se crea un almacén de datos (Datawarehouse -DWH-), que son tablas dispuestas de una determinada forma o diseño (en este caso forma de estrella), donde se encuentran las tablas de hechos y las tablas de dimensiones. Las tablas de hechos son el corazón de un esquema en estrella, almacenan campos claves que se unen a las tablas de dimensiones, ademas incluyen métricas del negocio, contienen millones de registros. Las tablas de dimensiones son las que ofrecen mas información sobre características de las tablas de hechos, normalmente contienen pocos registros.

Figura 4.2: Esquema en estrella. Recuperado de http://carlospesquera.com



Cada tipo de diseño (en estrella o en copo de nieve), que permite realizar consultas multidimensionales, debe seleccionarse según las necesidades de los datos. Esta estructura en la base de datos es la clave para realizar los esquemas de Mondrian OLAP, conocidos como cubos de Mondrian. (Hyde, 2011)

Figura 4.3: Cubo de Mondrian. Recuperado de: https://www.businessintelligence.info



Estos esquemas (que son archivos .XML) lo que hacen es "traducir" el diseño unidimensional de las tablas relacionales a un diseño multidimensional de forma que puedan ser entendidos por los servidores de Business Intelligence (BI).

Para crear el esquema de Mondrian, primero se tiene que decidir cuales son las tablas de hechos y las tablas de dimensiones. Un ejemplo concreto sobre un diseño realizado en la CEI ha sido una tabla de hechos que contiene el identificador de centros, el numero de alumnos, el número de grupos, el nivel escolar, la naturaleza del centro (publico, privado o concertado), etc. La tabla de dimensiones contiene los propios valores de la tabla anterior, por ejemplo, para la columna naturaleza del centro de la tabla de hechos, existe una dimensión que contenga los valores público, privado o concertado.

Una vez que se tiene el diseño de tablas creado, ya se puede realizar la fase de extracción, transformación y carga (ETL); con la que se extraen los datos de la fuente de información, se producen las transformaciones oportunas y posteriormente dichos datos se almacenan en las tablas de hechos o dimensiones. A través de esta fase es donde se limpia los datos, eliminando las filas que no contengan todos los campos o rellenando los campos con algún valor en caso que fuera necesario.

Una vez que se tienen los datos limpios y cargados en las tablas de hechos y dimensiones, se tiene que subir el esquema al servidor y establecer una conexión con la base de datos, a partir de aquí, el trabajo es del motor OLAP del servidor, quien se encarga de traducir las opciones introducidas por el usuario en los cuadros de mandos a complejas consultas en la base de datos.

En resumen, y a partir de los datos almacenados en el "Datawarehouse"(DWH), la investigación que se lleva a cabo en este TFM se centra en analizar dichos datos. Pudiéndose recurrir a las fuentes de información originales para obtener nuevos datos en caso necesario.

4.3. Diseño de la minería de datos

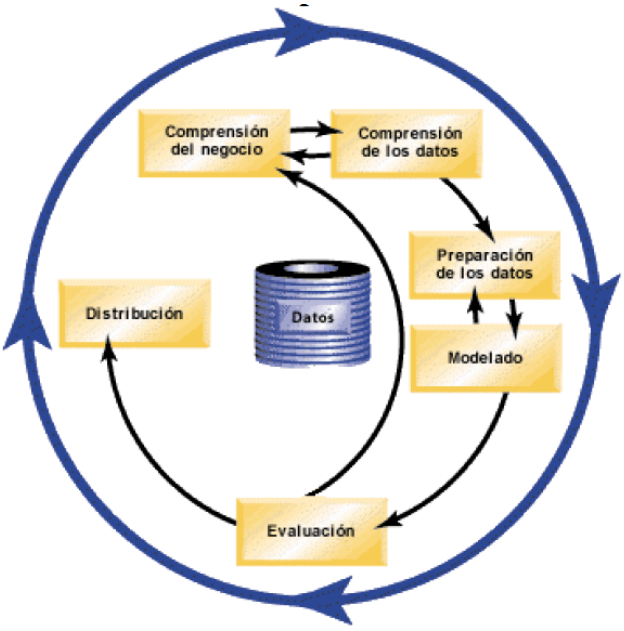
Una vez que se tiene claro la arquitectura principal del sistema, se establece el camino a seguir a la hora de realizar la investigación. Para ello, se utiliza la metodologia CRISP-DM. *Manual CRISP-DM de IBM SPSS Modeler* (2012)

La metodología CRISP-DM tiene como objetivo orientar los proyectos de minería de datos.

- Como metodología: incluye descripciones de las fases normales de un proyecto, las tareas necesarias en cada una de las fases y una explicación de las relaciones entre las tareas.
- Como modelo de proceso: ofrece un resumen del ciclo vital de la minería de datos.

La metodología CRISP-DM establece un proceso genérico para satisfacer los objetivos deseados y contemplar la realización de la vigilancia e inteligencia. Este proceso se divide en distintas etapas básicas.

Figura 4.4: Fases del ciclo de vida de CRISP-DM. Recuperado de *Manual CRISP-DM de IBM SPSS Modeler* (2012).



El ciclo de vida de CRISP-DM está compuesto de seis fases. La secuencia de estas no es estricta, es más, la mayoría de proyectos avanzan y retroceden entre fases si es necesario. En la figura 4.4 se puede observar cada fase:

1. **Comprensión del negocio.** Debe comprenderse los objetivos del negocio. Se debe realizar una descripción del problema. Por ultimo debe hacerse un plan de proyecto para alcanzar los objetivos deseados.
2. **Comprensión de los datos.** Debe identificarse las fuentes de los datos y obtener aquellos datos relevantes para la consecución de los objetivos.
3. **Preparación de los datos.** Conlleva el pre-procesado, la limpieza y la transformación de los datos relevantes con el objetivo de usar algoritmos de minería de datos.
4. **Modelado.** Se debe desplegar un gran número de modelos y quedarse con aquellos que devuelvan valores óptimos para los datos utilizados.
5. **Evaluación.** Debe evaluarse y probarse los modelos. Deben compararse entre sí y comprobar que son útiles para los datos expuestos.
6. **Distribución.** Se realizan actividades usando los modelos seleccionados en el proceso de la toma de decisión.

En los próximos puntos se va a describir las actividades que se realizan en cada una de estas fases.

4.3.1. Comprensión del negocio

La primera tarea a realizar en el ciclo de CRISP-DM es obtener la máxima información posible de los objetivos de esta investigación. Desde la CEI se ha comunicado la información disponible y las necesidades actuales.

Una de las necesidades de la CEI es obtener la máxima información sobre la situación actual de la educación en la comunidad de Madrid. La CEI posee una gran cantidad de datos de alumnos y centros a lo largo del tiempo.

Por tanto, para sacar el mayor beneficio de los datos, se ha planteado el uso de herramientas y técnicas que posibiliten obtener información no solo del momento actual, sino también de la evolución a lo largo de los últimos años.

Una de las actividades que se han realizado es obtener el número de grupos y alumnos por centro, año, DAT, nivel educativo, etc.

Otra de las actividades que se realizan es obtener gráficos sobre la evolución de alumnos con necesidades especiales, alumnos de minorías étnicas e incluso porcentaje y nacionalidad de alumnos extranjeros.

4.3.2. Comprensión de los datos

Esta fase implica estudiar detalladamente los datos disponibles. Es esencial para evitar problemas inesperados durante la fase siguiente.

Para realizar esta fase, debemos tener en cuenta dos consideraciones relacionadas. La primera consideración es la identificación de necesidades de información y la segunda es la identificación de fuentes internas y externas.

Identificación de necesidades de información

Para realizar la identificación de las necesidades de información se va a partir de varios factores como son:

- las demandas esperadas o manifestadas por (en este caso) una unidad de la consejería de educación.
- el análisis, la evolución de productos, procesos, materiales y tecnologías en el ámbito de la minería de datos educativa.

Identificación de fuentes internas y externas de información

Teniendo en cuenta las principales necesidades de información, se debe identificar las fuentes de información y recursos disponibles ya sean internos o externos a la organización. En este caso, utilizan las siguientes fuentes:

- Fundamentalmente se utilizan documentos y recursos internos de la organización como: repositorios documentales, carpetas locales, bases de datos, etc.
- Personas con conocimientos o experiencias relacionadas con la necesidad de información. En este aspecto se realizan distintas reuniones con las personas encargadas de esta unidad de la consejería de educación. Para ello se realizarán reuniones con estos responsables. A partir de estas reuniones se obtendrán las fuentes de información.
- Documentación técnica como reglamentaciones, especificaciones, propiedad industrial e intelectual o normas.
- Resultados de análisis existentes sobre las tendencias de futuro preferentemente en el ámbito educativo.

La información fundamentalmente se encuentra en bases de datos internas, no obstante, se va a acceder a bases de datos externas en caso de necesidad para cumplimentar la información.

En este aspecto, se debe recurrir a la ayuda de personas con conocimientos sobre el estado de las bases de datos. Como cualquier organización, la consejería de educación

maneja grandes volúmenes de datos, por tanto, se debe tener conocimiento sobre donde se puede encontrar la información que satisfaga con las necesidades.

El desconocimiento del estado de las bases de datos conlleva la inversión de una gran cantidad de tiempo en la búsqueda de los datos relevantes.

De esta fase se espera localizar todos los datos que posteriormente se prepararan y se utilizaran en el modelado.

4.3.3. Preparación de los datos

Una vez que se tienen claros los datos que se utilizan, se procede a realizar la preparación para poder utilizarlos en la fase de modelado.

Algunas de las actividades que se realizan en esta fase son: la fusión de conjuntos y/o registros de datos, la selección de una muestra de un subconjunto, la agregación de registros, por contra la derivación de nuevos atributos a partir de anteriores, la eliminación o sustitución de valores en blanco o ausentes y por último la división de datos de prueba y entrenamiento.

Además, también se va a estudiar la existencia de datos perdidos y errores en estos.

Para realizar este tratamiento de datos se utilizará la técnica de ETL (extracción, transformación y carga) que consiste básicamente en obtener los datos de la fuente de origen (bases de datos, ficheros Excel, ficheros JSON, etc.), seleccionar aquellos datos que convengan al estudio, transformarlos según las necesidades que se tenga y depurarlos (evitando así datos erróneos). (Prakash y Rangdale, 2017) (Matos, Chalmeta, y Coltell, 2006),(Gour, Sarangdevot, Tanwar, y Sharma, 2010). Para realizar este tratamiento, se ha va a utilizar Pentaho BI, que es un conjunto de programas libres para realizar entre otras muchas actividades, las técnicas de ETL. Concretamente, se ha utilizado la herramienta Spoon para desarrollar esta técnica. Una vez que se tienen los datos limpios y estructurados, se pueden realizar dos operaciones:

1. En primer lugar, se pueden almacenar dichos datos en una base de datos y seguir utilizando Pentaho BI para poder crear cuadros de mandos e informes o análisis OLAP.

2. En segundo lugar, se puede almacenar la información en un texto plano para poder trabajar con herramientas de análisis descriptivo y predictivo. Estos análisis se realizan a través del entorno y lenguaje de programación R, que es una referencia en el ámbito de la estadística.

Análisis Exploratorio

La primera actividad en un análisis exploratorio es estudiar el tipo de datos de cada variable a investigar, se debe clasificar las variables según sean categóricas (dicotómicas o polinómicas) o numéricas (discretos o continuos). El tipo de datos permite decidir qué tipo de análisis estadístico utilizar. Una vez que se tienen claro el tipo de datos utilizados, se utilizan los principales estadísticos como la media, la mediana, las desviaciones típicas, etc. Posteriormente se va a utilizar la matriz de varianzas y covarianzas, que indicaran la variabilidad de los datos y la información sobre las posibles relaciones lineales entre las variables.

Por otro lado, se va a estudiar la correlación de las variables mediante la matriz de correlación. Esta matriz contendrá los coeficientes de correlación.(Diazaraque, s.f.). La matriz de correlación, se utilizará fundamentalmente por pares entre las variables y la variable a predecir.

También se va a estudiar la matriz de correlaciones parciales, que estudia la correlación entre pares de variables eliminando el efecto de las restantes.(Diazaraque, s.f.)

Los datos categóricos se representan en tablas de frecuencias, gráficos de barras y gráficos de sectores. Los datos numéricos se representan mediante histogramas, boxplot y diagramas QQ-Plot o Grafico Cuantil-Cuantil. (Orellana, 2001)

Mediante el boxplot se puede observar aspectos como la posición, dispersión, asimetría, longitud de colas y los datos anómalos (outliers). El QQ-plot se va a utilizar para evaluar la cercanía de los datos a una distribución. (Orellana, 2001)

Por otro lado, se va a complementar el análisis descriptivo mediante el aprendizaje no supervisado, donde también se extraerán otras características de los datos.

4.3.4. Modelado

Una vez terminado el análisis descriptivo, se va a realizar un análisis predictivo. Se debe tener en cuenta, que, dentro de la ciencia de datos, existen técnicas de aprendizaje automáticas, cuyo objetivo es la construcción de un sistema que sea capaz de aprender a resolver problemas sin la intervención de un humano. (Marín, 2018).

Las técnicas de aprendizaje tienen como resultado un modelo para resolver una tarea dada. Los modelos son una representación de la realidad basado en un intento descriptivo de relacionar un conjunto de variables con otro.

Los modelos predictivos son de dos tipos: regresión, que son capaces de predecir una respuesta cuantificable; y de clasificación, que son capaces de predecir respuesta categóricas.

Aprendizaje automático

El **aprendizaje supervisado** consiste en la búsqueda de patrones en datos históricos relacionando todas las variables con una especial (conocida como variable objetivo). Los algoritmos que se utilizan en el aprendizaje supervisado se encarga de buscar patrones en los datos. A este proceso se conoce como entrenamiento de los datos. Una vez que se tienen los patrones, se aplican a los datos de prueba. Los datos de entrenamiento suelen ser una selección aleatoria y única de los datos históricos de un 70 % del total. Los datos de prueba son el restante 30 %. (Páez, 2017). Algunos de los algoritmos que se utilizan son:

1. **Arboles de decisión**

   Se basa en el descubrimiento de patrones a partir de ejemplos. Un árbol de decisión está formado por un conjunto de nodos (de decisión) y de hojas (nodos-respuesta).

   Los nodos están asociados a los atributos y tiene varias ramas que salen de él (dependiendo de los valores que tomen la variable asociada). Estos nodos pueden asemejarse a preguntas que, dependiendo de la respuesta que conlleve, se tomara un flujo en las ramas salientes.

   Los nodos respuesta están asociados a la clasificación que se desea proporcionar, devolviendo así la decisión del árbol con respecto al ejemplo de entrada utilizado.

   Figura 4.5: Funcionamiento Árboles Decisión. Recuperado de Sayad (2019)

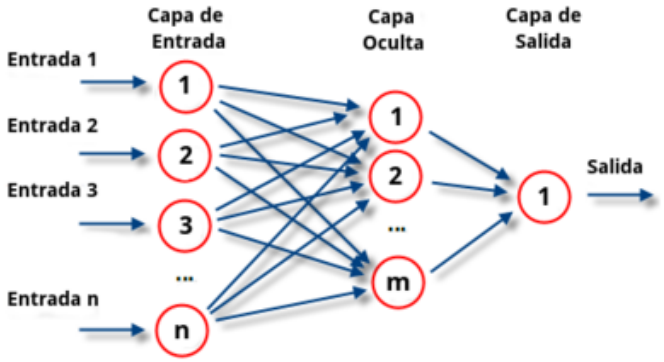
2. **Regresión Logística**

   Es un algoritmo de regresión que se utiliza para predecir el resultado de una variable categórica en función de las variables independientes o predictores. Para predecir el resultado, se establecen pesos en función de la puntuación dada a cada variable independiente.

3. **Redes Neuronales**

Las redes neuronales son un algoritmo de inteligencia artificial que se inspira en los mecanismos presentes en la naturaleza. Las neuronas envían señales eléctricas de manera fuerte o débil a otras neuronas. La combinación de todas las conexiones entre neuronas es lo que genera el conocimiento. Estas señales se envían cuando existe unos estímulos (inputs) externos a través de los sentidos. A lo largo de la vida, las neuronas aprenden que deben hacer a partir de dichos estímulos y, por lo tanto, los seres vivos aprenden a actuar ante distintas señales y situaciones. El funcionamiento de las redes neuronales en la inteligencia artificial es similar.

Figura 4.6: Red Neuronal. Recuperado de Piqueras (2017)



Como se puede observar en la figura 4.6, la primera fila (con neuronas de color rojo), se conocen como nodos de entrada y son aquellos que se encargan de recoger la información. Los nodos en la gama azul son los que se conocen como nodos de salida. Los nodos situados en el medio son aquellos que se encargan de hacer el aprendizaje, y se conocen como nodos ocultos.

En primer lugar, se obtiene la información a partir de los nodos de entrada, una vez que se tiene la información, se envía a las capas ocultas, que se activan o no dependiendo del aprendizaje previo. Los nodos ocultos se activan dependiendo de una serie del resultado de unas operaciones matemáticas. Si los nodos se activan, entonces enviaran la información a la siguiente capa.

4. **Bosques aleatorios**

   Los bosques aleatorios son un método que se encarga de combinar los resultados de árboles de decisión independientes.

   Algunas características son:

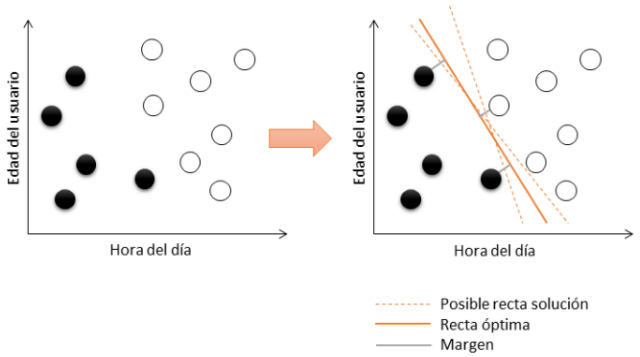
   - Gran precisión.
   - Eficiente para grandes bases de datos.

- Aporta estimaciones sobre la importancia de las variables en la clasificación.
- Tiene un método eficaz para la estimación de los datos faltantes y mantiene la precisión cuando falta una gran parte de los datos.

5. **Maquinas de Vectores Soporte (SVM)** Constituyen un método basado en el aprendizaje para la resolución de problemas de clasificación y regresión. Para ello, recibe unas entradas y obtienen unas salidas. Busca por tanto la curva/linea que modele la tendencia de los datos.

   Por ejemplo, si tenemos un anuncio en una pagina web y queremos analizar la edad y la hora del día del usuario que hace clic o no en dicho anuncio, con SVN se obtiene la "superficie optima"que delimitara el comportamiento (clic-noclic) de un determinado usuario. (Álvarez, 2016)

Figura 4.7: Ejemplo SVM. Recuperado de Álvarez (2016)

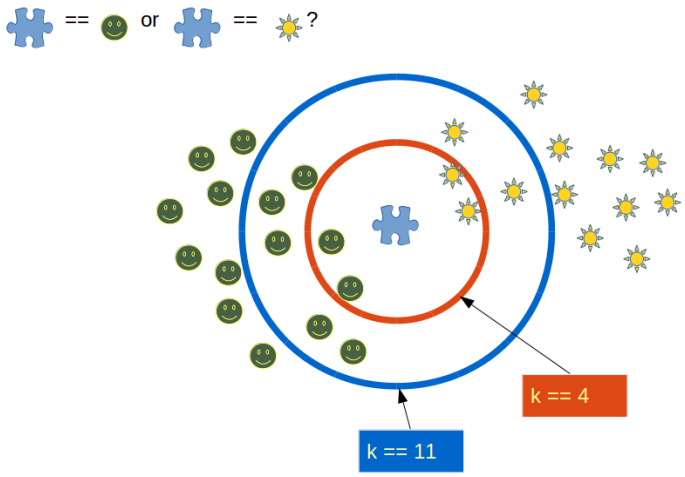


6. **K-Vecinos-cercanos**

   K-vecinos-cercanos (conocido también como K-NN) es un algoritmo de aprendizaje supervisado en el que, a partir de unos datos iniciales, es capaz de clasificar todas las nuevas instancias.

   La idea es que el algoritmo clasifica cada dato nuevo en el grupo que corresponda, según cual sea el grupo vecino (de los k grupos) más próximo. Por tanto, calcula la distancia del elemento nuevo a cada uno de los existentes e indica a que grupo debe permanecer este nuevo elemento según la menor distancia.

Figura 4.8: KNN. Recuperado de Klein (2018)



Criterio de selección

Una vez que se han seleccionado las variables y los algoritmos a estudiar, es hora de realizar el propio modelado. Al realizar el modelado, debemos tener en cuenta que variables son mejores para este modelado. Es posible que existan variables que únicamente empeoren los resultados del modelado, por lo tanto, se deberán desestimar. Para ello se va a utilizar el criterio de Akaike (AIC).

Este criterio indica el ajuste que tienen los datos experimentales con el modelo utilizado. Obviamente, el criterio de AIC solo tiene sentido cuando se realizan comparaciones con otros modelos (utilizando el mismo conjunto de datos). (Martınez et al., 2009)

Cuanto menor sea el valor de este criterio, mejor se ajustan los datos al modelo. Por tanto, se deberá seleccionar el modelo que menor AIC tenga. (Martınez et al., 2009)

4.3.5. Evaluación

En esta fase de la metodologia, se diferencian varias partes. La primera parte es la evaluación del propio modelo respecto a otros, por lo que se utilizaran las métricas de precisión. La segunda parte va a ser la evaluación de la propia Unidad de Secundaria la que evalúe los resultados de predicción obtenidos para un determinado curso con los existentes en la realidad para dicho curso.

Métricas de precisión El error absoluto medio (MAE) y el error cuadrático medio (RMSE) son dos de ls métricas mas comunes utilizadas para medir la precisión de las variables continuas en los modelos de regresión.

Error absoluto medio (MAE): mide la magnitud promedio de los errores en un con-

junto de predicciones, sin considerar su dirección. Es el promedio sobre la muestra de prueba de la diferencia absoluta entre la predicción y la observación real.

Figura 4.9: Fórmula de MAE. Recuperado de https://medium.com/human-in-a-machine-world/mae-and-rmse-which-metric-is-better-e60ac3bde13d

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}|y_j - \hat{y}_j|$$

Error cuadrático medio (RMSE): es una regla de puntuación cuadrática que mide la magnitud promedio del error. Es la raíz cuadrada del promedio de las diferencias cuadradas entre la predicción y la observación real.

Figura 4.10: Fórmula de RMSE. Recuperado de https://medium.com/human-in-a-machine-world/mae-and-rmse-which-metric-is-better-e60ac3bde13d

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}(y_j - \hat{y}_j)^2}$$

Se debe destacar que cuanto menos sea el error, más se acercan los datos predichos a la realidad.

4.3.6. Distribución

La fase de distribución considera la planificación y control de la distribución de los resultados. Debe tener en cuenta la realización de un informe final.

Respecto a la fase de distribución, se utilizan los modelos generados para predecir datos de otros cursos. Concretamente se utiliza el modelo que mayor precisión obtiene con los datos aportados.

Concretamente, los datos utilizados en la predicción son aquellos del curso 2016/2017. A partir de estos datos, se obtienen varios modelos. Una vez que se ha seleccionado el mejor modelo, ya se puede utilizar otro conjunto de datos. En este caso, el conjunto de datos a utilizar es el del curso 2017/2018.

Esta fase, por tanto, aplicada a un entorno empresarial, debería indicar que modelos deben integrarse en el sistema. En este entorno académico, simplemente se debe indicar el mejor modelo y una comparativa de todos los modelos utilizados.

4.4. Herramientas utilizadas

4.4.1. Suite de Pentaho BI

Para el desarrollo del proyecto, se tiene en cuenta la posibilidad de utilizar la herramienta de Pentaho Business Analytics, que es una suite de herramientas para la explotación de datos. Esta suite posee las herramientas que se usan y son las siguientes: Spoon, Pentaho SchemaWorkbench y Pentaho Metadata Editor.

4.4.2. Lenguaje R y RStudio

En esta línea de investigación se va a utilizar R como lenguaje de programación y RStudio como entorno de desarrollo para R.

Como ya se ha comentado, R es un lenguaje de programación para el análisis estadístico. Al estar orientado a la estadística, proporciona un gran número de bibliotecas y herramientas. Destaca también por la generación de gráficos estadísticos de gran calidad. Posee muchos paquetes dedicados a la graficación. Además, es una herramienta que facilita el cálculo numérico y el uso en la minería de datos. (Goette, 2014)

Su potencia reside fundamentalmente en que es un software gratuito y de código abierto. Como ya se ha comentado, posee un gran número de herramientas que pueden ampliarse mediante paquetes, librerías o definiendo funciones propias.

Por otro lado, RStudio es el entorno de desarrollo para R. Es también software libre y tiene la ventaja que se puede ejecutar sobre distintas plataformas (Windows, Mac y Linux).

El Paquete *Caret*

El paquete **caret** es un conjunto de funciones que intenta agilizar el proceso de creación de modelos predictivos. El paquete contiene herramientas para: división de datos, pre-procesamiento, selección de características, ajuste del modelo mediante re-muestreo, estimación de importancia variable así como otras funcionalidades. (Kuhn, 2019)

V | ANÁLISIS DE RESULTADOS

5.1. Análisis exploratorio de datos

Antes de comenzar con el análisis, el lector puede observar en la tabla A.1 del Apéndice B las variables utilizadas en esta investigación.

Al comienzo de esta investigación, se va a estudiar los estadísticos mas importantes de cada una de las variables. Estos estadísticos se pueden observar en la figura A.1 del Apéndice B.

Una vez observados los estadísticos, los vamos a representar utilizando los diagramas de caja (box-plot). Con estos diagramas vamos a observar ademas los datos atipicos (outliers). Un resumen de todos los diagramas de cajas se puede observar en la figura A.2 del Apéndice B.

Como se puede observar en la figura A.2, existen variables que contienen valores que son atípicos. Por ejemplo, la variable "NUM_ALUMNOS", como se puede apreciar en los estadísticos de la figura A.1 tiene una media de 74 alumnos. No obstante, hay niveles educativos que tiene hasta casi 700 alumnos. Esto se debe a que existen centros que tienen ese numero de alumnos por nivel educativo debido a que son centros modalidades a distancia. Ocurre exactamente lo mismo con el numero de grupos "NM_GRUPOS".

Una vez estudiado los estadísticos y los datos anómalos, se va a realizar un estudio sobre la normalidad de los datos.

Uno de los aspectos mas importantes en el análisis exploratorio de datos es la correlación existentes entre las variables. En la figura A.8 se puede observar como existe una gran correlación entre las variables de numero de alumnos, numero de grupos y grupos a predecir y otra gran correlación entre la variable comedor, el carácter genérico y la naturaleza del centro. En la figura A.9 se pueden observar las mayores correlaciones entre variables ordenadas de mayor a menor.

Uno de los fines es obtener las variables que mejor correlacionan con la variable a predecir, en este caso "GRUPOS_PREDECIR". En la figura A.10 se observa como las variables “NM_UNIDADESƶ “NM_ALUMNOS"son las que mayor correlación tienen con la variable a predecir. No sorprende puesto que son variables determinantes en la predicción. Vemos en la figura A.11 que ambas variables tienen una relación positiva que implica que si una aumenta, la otra también.

5.2. Análisis predictivo

Una vez que se realiza el análisis descriptivo, se procede a realizar el análisis predictivo.

En primer lugar, se debe tener en cuenta las variables que se van a utilizar en los modelos, para ello, se va a utilizar Random Forest como algoritmo para obtener la importancia de las variables. En la figura A.13 podemos del Sub-anexo **??**bservar que las vas importantes a la hora de mejorar la precisión en el modelo son: NM_UNIDADES y NM_ALUMNOS.

VI | CONCLUSIONES

6.1. Conclusiones

VII | REFERENCIAS

Adekitan, A. I., y Salau, O. (2019). The impact of engineering students' performance in the first three years on their graduation result using educational data mining. *Heliyon*, *5*(2), e01250. Descargado de http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S240584401836924X doi: https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2019.e01250

Álvarez García, D., Álvarez Pérez, L., Núñez Pérez, J. C., González Castro, M. P., González García, J. A., Rodríguez Pérez, C., y Cerezo Menéndez, R. (2010). Violencia en los centros educativos y fracaso académico. *Revista Iberoamericana de Psicología y salud*.

Ashraf, M., Zaman, M., y Ahmed, M. (2018). Using ensemble stackingc method and base classifiers to ameliorate prediction accuracy of pedagogical data. *Procedia Computer Science*, *132*, 1021 - 1040. Descargado de http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050918307506 (International Conference on Computational Intelligence and Data Science) doi: https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.05.018

Asif, R., Merceron, A., Ali, S. A., y Haider, N. G. (2017). Analyzing undergraduate students' performance using educational data mining. *Computers & Education*, *113*, 177 - 194. Descargado de http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360131517301124 doi: https://doi.org/10.1016/j.compedu.2017.05.007

Chalaris, M., Gritzalis, S., Maragoudakis, M., Sgouropoulou, C., y Tsolakidis, A. (2014). Improving quality of educational processes providing new knowledge using data mining techniques. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, *147*, 390–397.

Consejería de Educación e Investigación. (2018). *Instrucciones de la direcciÓn general de educaciÓn infantil, primaria y secundaria sobre la planificaciÓn del prÓximo curso escolar 2018/2019 en los centros pÚblicos que imparten eso y bachillerato, creaciÓn de nuevos centros y modificaciÓn de la red, implantaciÓn y autorizaciÓn de enseÑanzas y propuesta de grupos.*

Delen, D. (2010). A comparative analysis of machine learning techniques for student retention management. *Decision Support Systems*, *49*(4), 498 - 506. Descargado de http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923610001041 doi: https://doi.org/10.1016/j.dss.2010.06.003

Diazaraque, J. M. M. (s.f.). *Tema 2: Estadística descriptiva multivariante.* Descargado de http://halweb.uc3m.es/esp/Personal/personas/jmmarin/esp/AMult/tema2am.pdf

Şen, B., Uçar, E., y Delen, D. (2012). Predicting and analyzing secondary education placement-test scores: A data mining approach. *Expert Systems with Applications*, *39*(10), 9468 - 9476. Descargado de http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417412003752 doi: https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.02.112

Fernandes, E., Holanda, M., Victorino, M., Borges, V., Carvalho, R., y Erven, G. V. (2019). Educational data mining: Predictive analysis of academic performance of public school students in the capital of brazil. *Journal of Business Research*, *94*, 335 - 343. Descargado de http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0148296318300870 doi: https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.02.012

Goette, P. E. (2014). *R, un lenguaje y entorno de programación para análisis estadístico.* Descargado 2019-04-16, de https://www.genbeta.com/desarrollo/r-un-lenguaje-y-entorno-de-programacion-para-analisis-estadistico

Gour, V., Sarangdevot, S., Tanwar, G. S., y Sharma, A. (2010). Improve performance of extract, transform and load (etl) in data warehouse. *International Journal on Computer Science and Engineering*, *2*(3), 786–789.

Hyde, J. (2011). *Mondrian documentation.* Descargado de https://mondrian.pentaho.com/documentation/schema.php

Jaramillo, A., y Arias, H. P. P. (2015). Aplicación de técnicas de minería de datos para determinar las interacciones de los estudiantes en un entorno virtual de aprendizaje. *Revista Tecnológica-ESPOL*, *28*(1).

José, B. G. F. (2016). Explotación y modelos para predicción de datos de un centro educativo.

kassambara. (2018). *Stepwise regression essentials in r.* Descargado de http://www.sthda.com/english/articles/37-model-selection-essentials-in-r/154-stepwise-regression-essentials-in-r/

Kaur, P., Singh, M., y Josan, G. S. (2015). Classification and prediction based data mining algorithms to predict slow learners in education sector. *Procedia Computer Science*, *57*, 500–508.

Klein, B. (2018). *k-nearest-neighbor classifier.* Descargado de https://www.python-course.eu/k_nearest_neighbor_classifier.php

Kuhn, M. (2019). *The caret package.* Descargado de http://topepo.github.io/caret/index.html

Lehr, S., Liu, H., Kinglesmith, S., Konyha, A., Robaszewska, N., y Medinilla, J. (2016). Use educational data mining to predict undergraduate retention. En *2016 ieee 16th international conference on advanced learning technologies (icalt)* (pp. 428–430).

Álvarez, J. (2016). *Machine learning y support vector machines: porque el tiempo es dinero.* Descargado de https://www.analiticaweb.es/machine-learning-y-support-vector-machines-porque-el-tiempo-es-dinero-2/

Manual crisp-dm de ibm spss modeler. (2012).

Marín, J. L. (2018). *Ciencia de datos, machine learning y deep learning.* Descargado de https://datos.gob.es/es/noticia/ciencia-de-datos-machine-learning-y-deep-learning (Recuperado 17 enero, 2019)

Martınez, D. R., Julio, L. A., Cabaleiro, J. C., Pena, T. F., Rivera, F. F., y Blanco, V. (2009). El criterio de información de akaike en la obtención de modelos estadısticos de rendimiento. *XX Jornadas de Paralelismo*.

Martínez, M. (2016). Minería de datos. *Universidad Nacional del Noroeste Facultad de Ciencias Exactas, Naturales y Agrimensura, Argentina*.

Matos, G., Chalmeta, R., y Coltell, O. (2006). Metodología para la extracción del conocimiento empresarial a partir de los datos. *Información tecnológica*, *17*(2), 81–88.

Mohamad, S. K., y Tasir, Z. (2013). Educational data mining: A review. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, *97*, 320 - 324. Descargado de http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877042813036859 (The 9th International Conference on Cognitive Science) doi: https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2013.10.240

Moine, J. M., Gordillo, S. E., y Haedo, A. S. (2011). Análisis comparativo de metodologías para la gestión de proyectos de minería de datos. En *Congreso argentino de ciencias de la computación* (Vol. 17).

Nielsen, J. (2018). *Nielsen's law of internet bandwidth.* Descargado de https://www.nngroup.com/articles/law-of-bandwidth/

Orellana, L. (2001). *Estadística descriptiva.* Descargado de http://www.dm.uba.ar/materias/estadistica_Q/2011/1/modulo%20descriptiva.pdf

Panahi, M., Yekrangnia, M., Bagheri, Z., Pourghasemi, H. R., Rezaie, F., Aghdam, I. N., y Damavandi, A. A. (2019). 7 - gis-based swara and its ensemble by rbf and ica data-mining techniques for determining suitability of existing schools and site selection of new school buildings. En H. R. Pourghasemi y C. Gokceoglu (Eds.), *Spatial modeling in gis and r for earth and environmental sciences* (p. 161 - 188). Elsevier. Descargado de http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/B9780128152263000077 doi: https://doi.org/10.1016/B978-0-12-815226-3.00007-7

Peña-Ayala, A. (2014). Educational data mining: A survey and a data mining-based analysis of recent works. *Expert Systems with Applications*, *41*(4, Part 1), 1432 - 1462. Descargado de http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417413006635 doi: https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.08.042

Páez, A. M. (2017). *Conceptos básicos del aprendizaje supervisado (para personas no técnicas).* Descargado de https://medium.com/@manguart/machine-learning-conceptos-bÃąsicos-del-aprendizaje-supervisado-para-personas-no-tÃl'cnicas-142bbb222140

Piatetsky, G. (2013). *Rexer analytics 2013 data miner survey highlights.* Descargado de https://www.predictiveanalyticsworld.com/patimes/rexer-analytics-2013-data-miner-survey-highlights/2777/

Piqueras, V. Y. (2017). *¿qué es y para qué sirve una red neuronal artificial?* Descargado de https://victoryepes.blogs.upv.es/2017/01/07/que-es-y-para-que-sirve-una-red-neuronal-artificial/

Prakash, G. H., y Rangdale, P. (2017). Etl data conversion: Extraction transformation and loading data conversion. *International Journal Of Engineering And Computer Science*, 22545–22550.

Riquelme Santos, J. C., Ruiz, R., y Gilbert, K. (2006). Minería de datos: Conceptos y tendencias. *Inteligencia Artificial: Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial, 10 (29), 11-18.*.

Rodríguez Suárez, Y., y Díaz Amador, A. (2009). Herramientas de minería de datos. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, *3*(3-4).

Romero, C., y Ventura, S. (2010). Educational data mining: a review of the state of the art. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, *40*(6), 601–618.

Sayad, S. (2019). *An introduction to data science.* Descargado de `https://www.saedsayad.com/data_mining_map.htm`

Shahiri, A. M., Husain, W., y Rashid, N. A. (2015). A review on predicting student's performance using data mining techniques. *Procedia Computer Science*, *72*, 414 - 422. Descargado de `http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050915036182` (The Third Information Systems International Conference 2015) doi: https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.12.157

Silva, C., y Fonseca, J. (2017, 09). Educational data mining: A literature review. En (p. 87-94). doi: 10.1007/978-3-319-46568-5_9

Sin, K., y Muthu, L. (2015). Application of big data in education data mining and learning analytics–a literature review. *ICTACT journal on soft computing*, *5*(4).

Vera, C. M., Morales, C. R., y Soto, S. V. (2012). Predicción del fracaso escolar mediante técnicas de minería de datos. *Revista Iberoamericana de Tecnologías del/da Aprendizaje/Aprendizagem*, *109*.

Anexos

A | Gráficas del Análisis Exploratorio de datos

A.A. Definición de Variables

Tabla A.1: Nomenclatura de las Variables

Nombre de la variable	Significado	Valores
CDGENERICO	Indica el código genérico del centro	▪ CIMELPR PRSEC = 16 ▪ CIMPR SEC = 17 ▪ CEPA = 31 ▪ CREI = 39 ▪ IES = 42 ▪ CPR ES = 45 ▪ SIES = 47 ▪ CPR FPE = 58 ▪ CP IFP = 68 ▪ CP INF-PRI-SEC = 70 ▪ CPR INF-PRI-SEC = 72 ▪ CPR PRI-SEC = 73
CDNATURALEZA	Indica la naturaleza del centro. Centros públicos y privados	▪ Público = 1 ▪ Privado = 2
CDPOSTAL	Código postal del centro	
ITCOMEDOR	Disponibilidad de comedor en el centro	▪ No = 1 ▪ Si = 2
ITTRANSPORTE	Disponibilidad de transporte	▪ No = 1 ▪ Si = 2
ITBILINGUE	Disponibilidad de bilingüismo	▪ No = 1 ▪ Si = 2
CD_NIVEL	Nivel educativo del grupo	▪ Bachillerato = 5 ▪ Educación Secundaria Obligatoria = 13 ▪ Módulos Profesionales = 14 ▪ Formación Profesional GM = 15 ▪ Formación Profesional GS = 16
NM_CURSO	Curso del nivel educativo del grupo	▪ Primero = 1 ▪ Segundo = 2 ▪ Tercero = 3 ▪ Cuarto = 4
NM_UNIDADES	Número de grupos para un determinado nivel y un numero de curso	
NM_ALUMNOS	Número de alumnos para un determinado nivel y numero de curso	
RATIO	Ratio de alumnos por grupo para cada nivel y numero de curso.	
GRUPO_PREDECIR	Grupo a predecir	

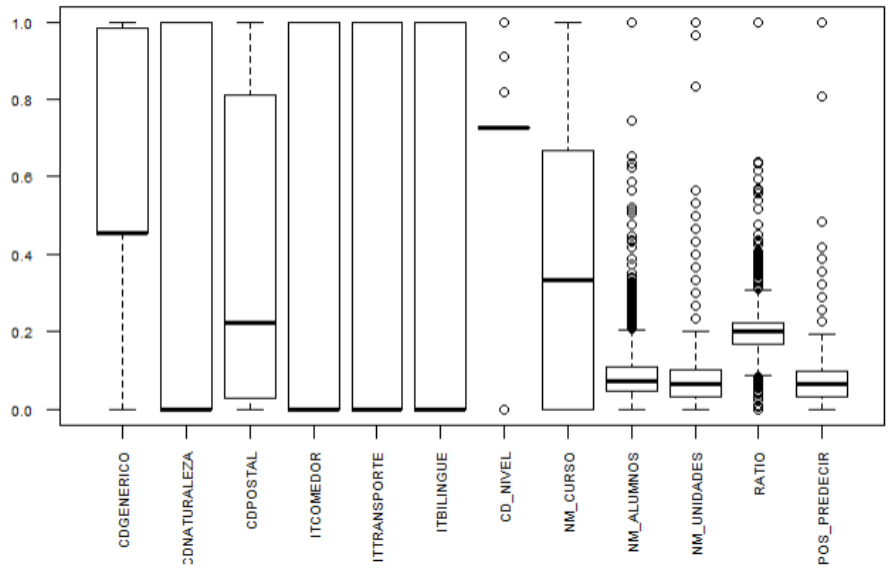
A.B. Análisis exploratorio

A.B.1. Estadísticos mas relevantes

Figura A.1: Estadisticos de las variables. Elaboración propia

```
   CDGENERICO    CDNATURALEZA      CDPOSTAL       ITCOMEDOR      ITTRANSPORTE     ITBILINGUE       CD_NIVEL
Min.   :16.0   Min.   :1.00   Min.   :28001   Min.   :1.00   Min.   :1.00   Min.   :1.00   Min.   : 5.0
1st Qu.:42.0   1st Qu.:1.00   1st Qu.:28030   1st Qu.:1.00   1st Qu.:1.00   1st Qu.:1.00   1st Qu.:13.0
Median :42.0   Median :1.00   Median :28223   Median :1.00   Median :1.00   Median :1.00   Median :13.0
Mean   :54.9   Mean   :1.44   Mean   :28378   Mean   :1.46   Mean   :1.27   Mean   :1.48   Mean   :12.2
3rd Qu.:72.0   3rd Qu.:2.00   3rd Qu.:28806   3rd Qu.:2.00   3rd Qu.:2.00   3rd Qu.:2.00   3rd Qu.:13.0
Max.   :73.0   Max.   :2.00   Max.   :28991   Max.   :2.00   Max.   :2.00   Max.   :2.00   Max.   :16.0
    NM_CURSO      NM_ALUMNOS     NM_UNIDADES        RATIO       GRUPOS_PREDECIR
Min.   :1.00   Min.   :   0   Min.   : 1.00   Min.   :0.00   Min.   : 1.0
1st Qu.:1.00   1st Qu.:  47   1st Qu.: 2.00   1st Qu.:0.73   1st Qu.: 2.0
Median :2.00   Median :  74   Median : 3.00   Median :0.88   Median : 3.0
Mean   :2.15   Mean   :  85   Mean   : 3.19   Mean   :0.85   Mean   : 3.2
3rd Qu.:3.00   3rd Qu.: 114   3rd Qu.: 4.00   3rd Qu.:0.98   3rd Qu.: 4.0
Max.   :4.00   Max.   :1035   Max.   :31.00   Max.   :4.35   Max.   :32.0
```

Figura A.2: Diagrama de cajas normalizado. Elaboración propia



Como se puede observar en la figura A.2, las variables de NMALUMNOS, NMUNIDADES y RATIO contienen datos anómalos. En el caso de la variable NM_ALUMNOS, existen centros que tienen números demasiado elevados de alumnos para un determinado nivel educativo, esto se debe a que dichos centros tienen la modalidad de distancia para esos niveles educativos. Relacionado con el caso anterior es el NM_UNIDADES que, al igual que los alumnos, se dispara a números elevados. Se debe de la misma forma a la modalidad de distancia.

A.B.2. Análisis de normalidad

En primer lugar, se pueden ver la densidad de las variables individualmente de observar a simple vista si cumplen o no con una distribución normal.

Figura A.3: Distribución 1. Elaboración propia

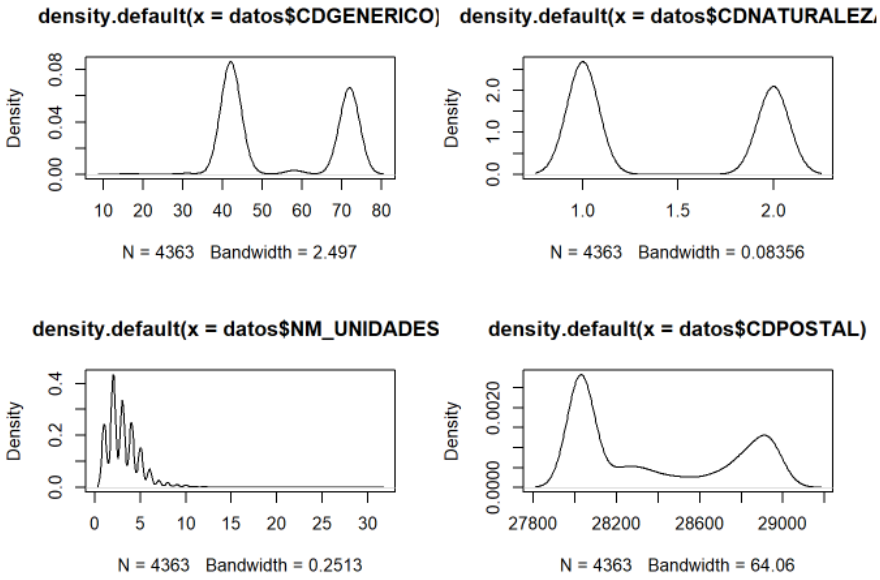


Figura A.4: Distribución 2. Elaboración propia

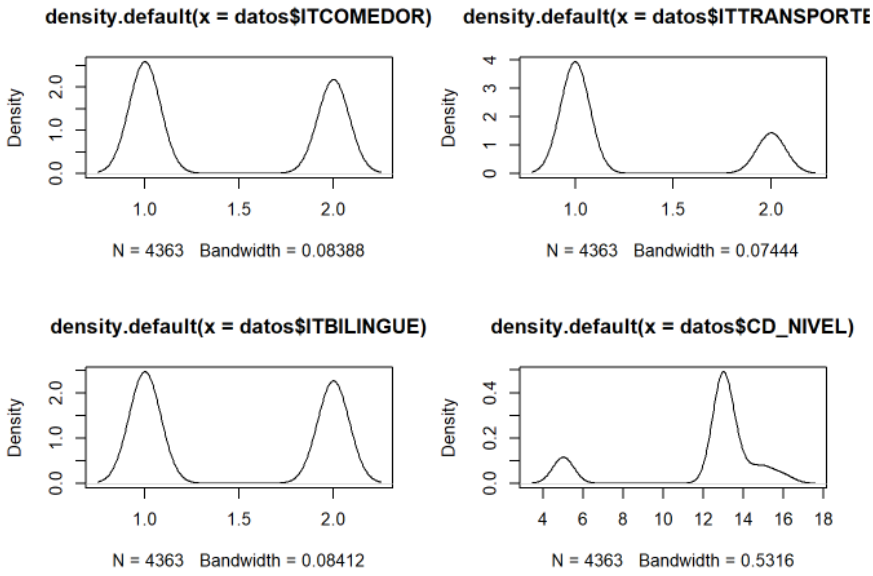


Figura A.5: Distribución 3. Elaboración propia

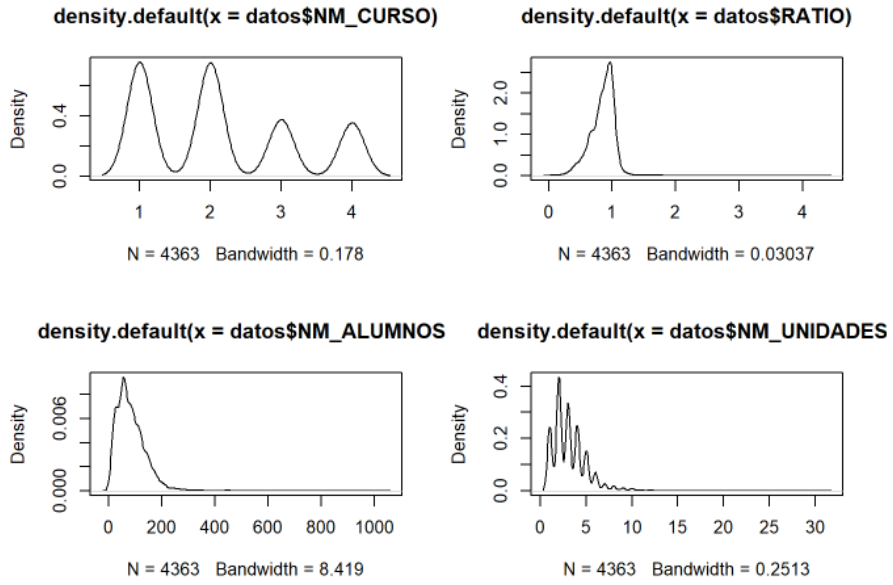


Figura A.6: Diagrama de barras 1. Elaboración propia

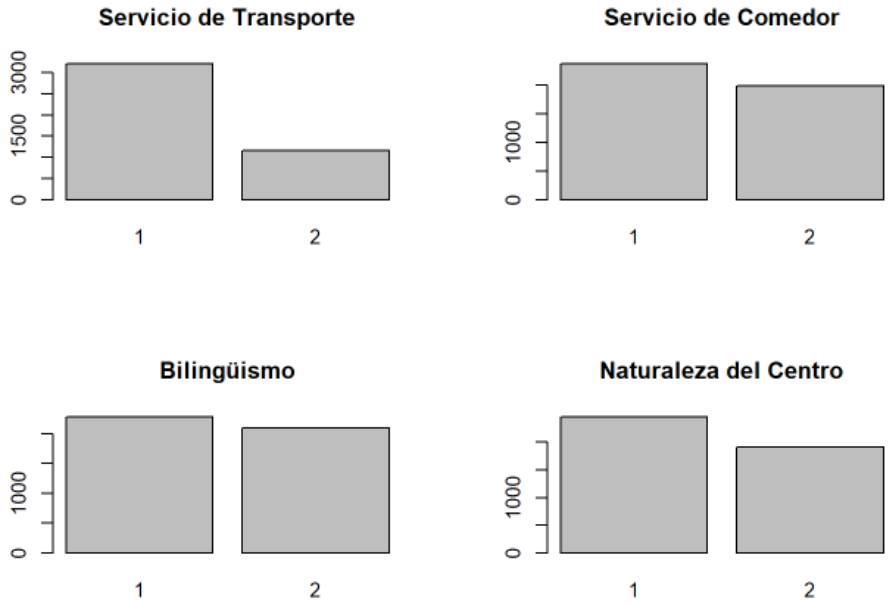
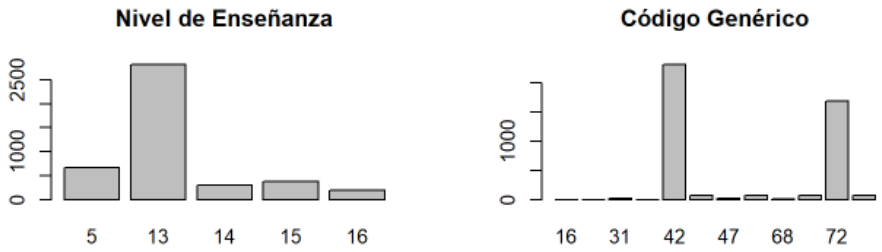


Figura A.7: Diagrama de barras 2. Elaboración propia



Tanto en la figuras A.6 y A.7 se puede hacer una comparativa sobre los servicios que ofrecen los centros. Se puede observar como la mayoria de centros no tienen transporte. Existe un ligero numero de centros que tiene comedor sobre centros que no tienen, de la misma manera ocurre con el bilingüismo. La mayoría de los datos que se tiene son del nivel 13, que corresponde con la Educación Secundaria Obligatoria y la mayoría de estos datos corresponden a centros con el codigo generico 42 y 72 (IES y CPR INF-PRI-SEC, respectivamente).

A.B.3. Relaciones entre variables

Para el estudio de la correlación se utiliza el Coeficiente de Correlación de Pearson (R).

Figura A.8: Matriz de correlaciones. Elaboración propia

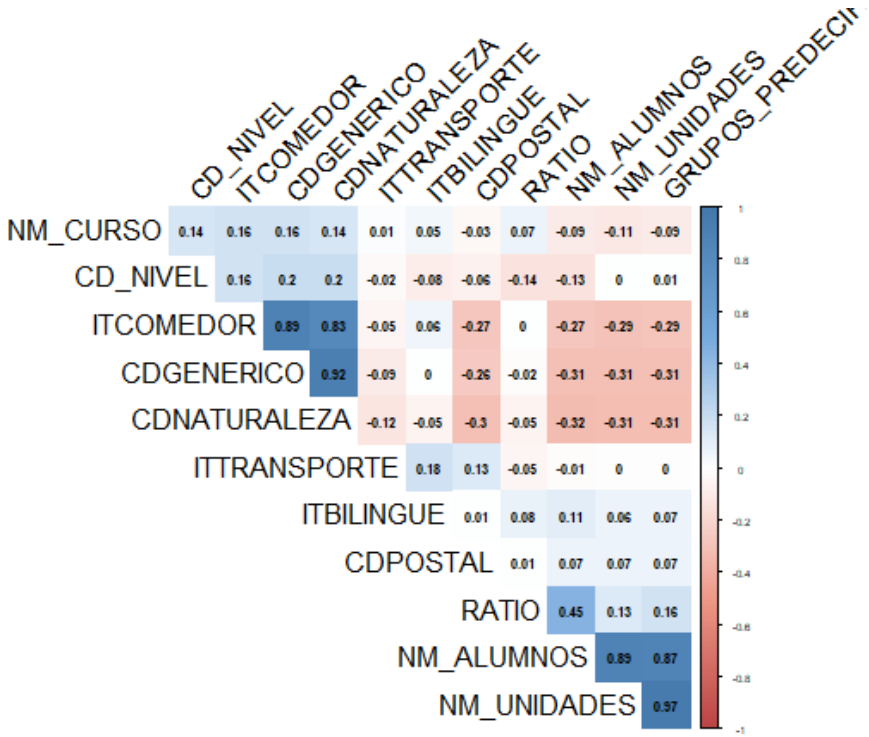


Figura A.9: Variables más correladas. Elaboración propia

First.Variable	Second.Variable	Correlation
NM_UNIDADES	GRUPOS_PREDECIR	0.9656515
CDGENERICO	CDNATURALEZA	0.9231279
CDGENERICO	ITCOMEDOR	0.8914708
NM_ALUMNOS	NM_UNIDADES	0.8898214
NM_ALUMNOS	GRUPOS_PREDECIR	0.8720157
CDNATURALEZA	ITCOMEDOR	0.8291385
NM_ALUMNOS	RATIO	0.4494119
CDNATURALEZA	NM_ALUMNOS	-0.3216512
CDNATURALEZA	GRUPOS_PREDECIR	-0.3138066
CDNATURALEZA	NM_UNIDADES	-0.3129556
CDGENERICO	NM_ALUMNOS	-0.3091014
CDGENERICO	NM_UNIDADES	-0.3090129

Figura A.10: Mayor correlación con variable a predecir. Elaboración propia

First.Variable	Second.Variable	Correlation
NM_UNIDADES	GRUPOS_PREDECIR	0.965651527
NM_ALUMNOS	GRUPOS_PREDECIR	0.872015704
CDNATURALEZA	GRUPOS_PREDECIR	-0.313806632
CDGENERICO	GRUPOS_PREDECIR	-0.307723048
ITCOMEDOR	GRUPOS_PREDECIR	-0.289707316
RATIO	GRUPOS_PREDECIR	0.160136305
NM_CURSO	GRUPOS_PREDECIR	-0.093643800
ITBILINGUE	GRUPOS_PREDECIR	0.069593706
CDPOSTAL	GRUPOS_PREDECIR	0.068786021
CD_NIVEL	GRUPOS_PREDECIR	0.005612750
ITTRANSPORTE	GRUPOS_PREDECIR	-0.003669386
GRUPOS_PREDECIR	GRUPOS_PREDECIR	0.000000000

En las figuras A.8, A.9 y A.10 se muestra prácticamente la misma información, la correlación entre variables. En la figura A.9 se muestran aquellos pares de variables que poseen la mayor correlación. Se puede apreciar en esta figura que la variable NMUNIDADES y GRUPOSPREDECIR tienen una correlación casi perfecta, lo que implica que aportarían la misma información al conjunto de datos.

En la figura A.10 se muestran aquellas variables que tienen mayor correlación con la variable a predecir. Podemos observar que las variables de NMUNIDADES y NMALUMNOS tienen una enorme correlación con la variable a predecir. Esta relación es lógica, ya que a mayor numero de alumnos o grupos, la variable a predecir aumenta. También se puede destacar que la naturaleza (publica o privada) de un centro esta relacionada con el numero de grupos a predecir. Al aumentar el valor de la naturaleza, disminuye el numero de unidades. De esta premisa se puede deducir que los padres suelen matricular a sus hijos en centros públicos, y por lo tanto, el numero de grupos tiende a aumentar. El servicio de comedor también es un factor con relación con el numero de grupos, lo que implica que los padres suelen matricular a los alumnos en centros que dispongan del servicio de comedor.

Figura A.11: Correlación entre variables NM_ALUMNOS y NM_GRUPOS. Elaboración propia

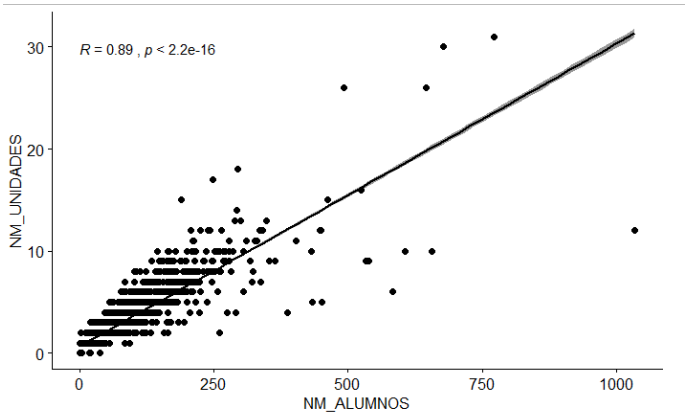
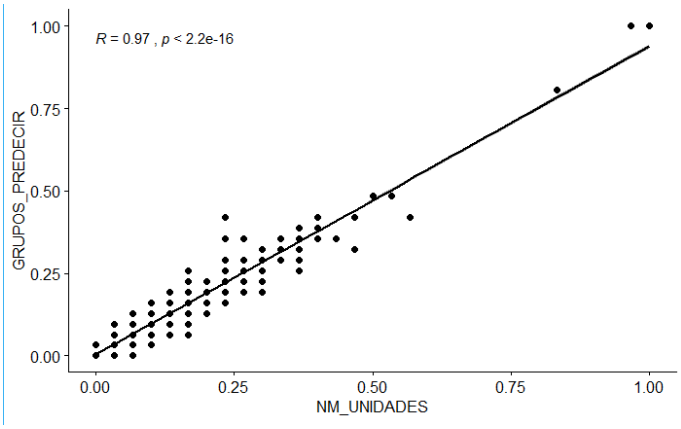


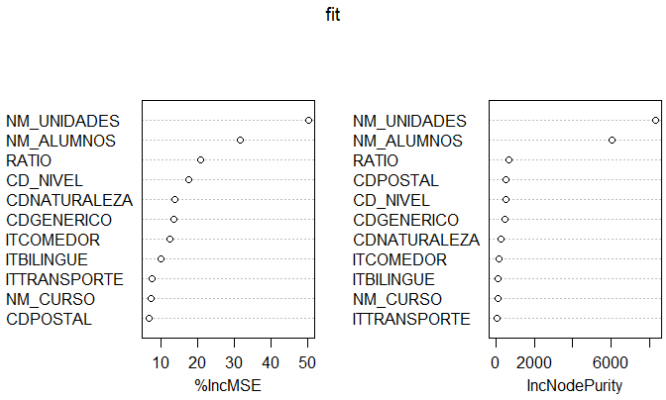
Figura A.12: Correlación entre variables NM_UNIDADES y GRUPOS_PREDECIR. Elaboración propia



A.C. Selección de Variables

A.C.1. Usando Random Forest

Figura A.13: Variables más importantes usando Random Forest. Elaboración propia



La variable **IncNodePurity** se la conoce también como la media de decrecimiento de de Gini. El indice de Gini es una “medida de desorden” en este caso IncNodePurity tiene el siguiente sentido, a mayor medida, mayor importancia en los modelos creados, puesto que valores próximos a 0 implican un mayor desorden. Por tanto, si computamos la media del "decrecimiento"del indice de Gini cuanto mayor sea esta medida, mas variabilidad aporta a la variable dependiente.

Por otro lado, la variable **IncMSE** es la media de decrecimiento en la precisión, y es también un indicador sobre la importancia de las variables en el modelo.

A.C.2. Regresión Paso a Paso

La regresión por pasos (Stepwise Regression) consiste en añadir o eliminar iterativamente predicadores en el modelo predictivo, con el objetivo de encontrar el subconjunto de los datos que obtengan mayor precisión en el modelo o, dicho de otra forma, reducir el error en la predicción. (kassambara, 2018)

Existen 3 estrategias para realizar la regresión paso a paso: backward, forward y stepwise.

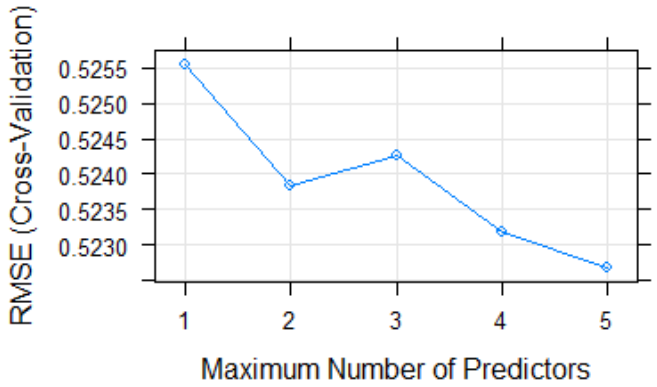
Usando Backward Selection

Figura A.14: Resultado Backward Selection. Elaboración propia

```
Selection Algorithm: backward
         CDGENERICO CDNATURALEZA CDPOSTAL ITCOMEDOR ITTRANSPORTE ITBILINGUE CD_NIVEL NM_CURSO NM_ALUMNOS
1  ( 1 ) " "        " "          " "      " "       " "          " "        " "      " "      " "
2  ( 1 ) " "        " "          " "      " "       " "          " "        " "      " "      " "
3  ( 1 ) " "        " "          " "      " "       " "          " "        " "      "*"      " "
4  ( 1 ) " "        "*"          " "      " "       " "          " "        " "      "*"      " "
5  ( 1 ) " "        "*"          " "      " "       " "          " "        "*"      "*"      " "
         NM_UNIDADES RATIO
1  ( 1 ) "*"         " "
2  ( 1 ) "*"         "*"
3  ( 1 ) "*"         "*"
4  ( 1 ) "*"         "*"
5  ( 1 ) "*"         "*"
```

Los asteriscos en los resultados indican los predictores que se deben tomar para realizar el modelo. En este caso se necesitan las variables CD_NATURALEZA, CD_NIVEL, NM_CURSO, NM_UNIDADES y RATIO.

Figura A.15: Gráfico Backward Selection. Elaboración propia



En la figura A.15 se puede observar como la mejor precision se obtiene utilizando los 5 predictores de la figura A.14.

Usando Stepwise Selection

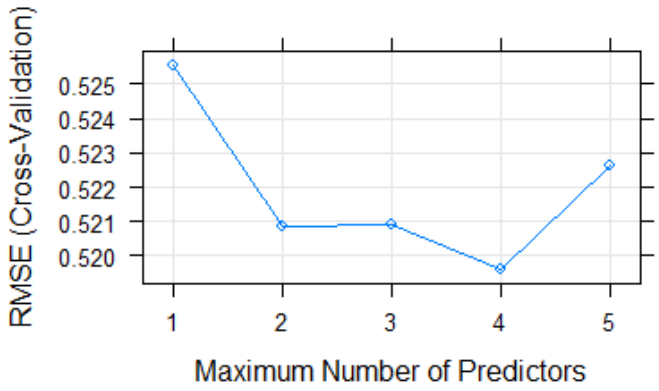
Figura A.16: Resultado Stepwise Selection. Elaboración propia

```
Selection Algorithm: 'sequential replacement'
         CDGENERICO CDNATURALEZA CDPOSTAL ITCOMEDOR ITTRANSPORTE ITBILINGUE CD_NIVEL NM_CURSO NM_ALUMNOS
1  ( 1 ) " "        " "          " "      " "       " "          " "        " "      " "      " "
2  ( 1 ) " "        " "          " "      " "       " "          " "        " "      " "      " "
3  ( 1 ) " "        " "          " "      " "       " "          " "        " "      "*"      " "
4  ( 1 ) " "        "*"          " "      " "       " "          " "        " "      "*"      " "
         NM_UNIDADES RATIO
1  ( 1 ) "*"         " "
2  ( 1 ) "*"         "*"
3  ( 1 ) "*"         "*"
4  ( 1 ) "*"         "*"
```

Nuevamente los asteriscos de la figura A.16 indican aquellos predictores que deben

utilizarse, en este caso son: CD_NATURALEZA, NM_CURSO, NM_UNIDADES y RATIO.

Figura A.17: Gráfico Stepwise Selection. Elaboración propia



En la figura A.17 se puede observar como la mayor precisión (menor valor de RMSE) se obtiene utilizando 4 variables.

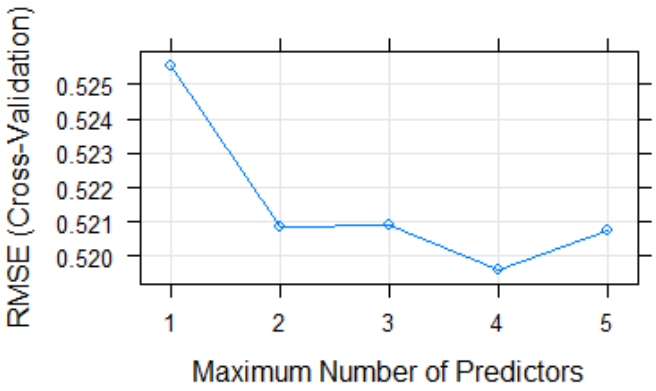
Usando Forward Selection

Figura A.18: Resultado Forward Selection. Elaboración propia

```
Selection Algorithm: forward
         CDGENERICO CDNATURALEZA CDPOSTAL ITCOMEDOR ITTRANSPORTE ITBILINGUE CD_NIVEL NM_CURSO NM_ALUMNOS
1  ( 1 ) " "        " "          " "       " "        " "          " "        " "       " "       " "
2  ( 1 ) " "        " "          " "       " "        " "          " "        " "       " "       " "
3  ( 1 ) " "        " "          " "       " "        " "          " "        " "       "*"       " "
4  ( 1 ) " "        "*"          " "       " "        " "          " "        " "       "*"       " "
         NM_UNIDADES RATIO
1  ( 1 ) "*"         " "
2  ( 1 ) "*"         "*"
3  ( 1 ) "*"         "*"
4  ( 1 ) "*"         "*"
```

En los resultados de la figura A.18 se puede observar como nuevamente se tienen en cuenta las variables CD_NATURALEZA, NM_CURSO, NM_UNIDADES y RATIO.

Figura A.19: Gráfico Forward Selection. Elaboración propia



Al igual que en la estrategia de “Stepwise”, se ha obtenido el mejor resultado de RMSE utilizando 4 variables. Estas variables son las obtenidas en el resultado de la figura A.18.

B | Análisis Predictivo

B.A. Comparación de Modelos

K-VECINOS CERCANOS

Figura A.1: K-Vecinos Cercanos. Elaboración propia

```
## k-Nearest Neighbors
##
## 3056 samples
##   11 predictor
##
## Pre-processing: centered (11), scaled (11)
## Resampling: Cross-Validated (10 fold)
## Summary of sample sizes: 2749, 2751, 2751, 2750, 2751, 2750, ...
## Resampling results across tuning parameters:
##
##   kmax  RMSE       Rsquared  MAE
##   5     0.6811511  0.891233  0.4447926
##   7     0.6811511  0.891233  0.4447926
##   9     0.6811511  0.891233  0.4447926
##
## Tuning parameter 'distance' was held constant at a value of 2
##
## Tuning parameter 'kernel' was held constant at a value of optimal
## RMSE was used to select the optimal model using the smallest value.
## The final values used for the model were kmax = 9, distance = 2 and
##  kernel = optimal.
```

REDES NEURONALES

Figura A.2: Redes Neuronales. Elaboración propia

```
## Bayesian Regularized Neural Networks
##
## 3056 samples
##   11 predictor
##
## Pre-processing: centered (11), scaled (11)
## Resampling: Cross-Validated (10 fold)
## Summary of sample sizes: 2749, 2751, 2751, 2750, 2751, 2750, ...
## Resampling results across tuning parameters:
##
##   neurons  RMSE       Rsquared   MAE
##   1        0.5182758  0.9343878  0.2914246
##   2        0.5147228  0.9345760  0.2935827
##   3        0.5183312  0.9342055  0.2996955
##
## RMSE was used to select the optimal model using the smallest value.
## The final value used for the model was neurons = 2.
```

Figura A.3: Regresión Logística. Elaboración propia

```
## Bayesian Generalized Linear Model
##
## 3056 samples
##   11 predictor
##
## Pre-processing: centered (11), scaled (11)
## Resampling: Cross-Validated (10 fold)
## Summary of sample sizes: 2749, 2751, 2751, 2750, 2751, 2750, ...
## Resampling results:
##
##   RMSE       Rsquared   MAE
##   0.5176826  0.9349855  0.2868211
```

SVM

Figura A.4: SVM. Elaboración propia

```
## Support Vector Machines with Linear Kernel
##
## 3056 samples
##   11 predictor
##
## Pre-processing: centered (11), scaled (11)
## Resampling: Cross-Validated (10 fold)
## Summary of sample sizes: 2749, 2751, 2751, 2750, 2751, 2750, ...
## Resampling results:
##
##   RMSE       Rsquared   MAE
##   0.5281929  0.9342035  0.3368989
##
## Tuning parameter 'C' was held constant at a value of 1
```

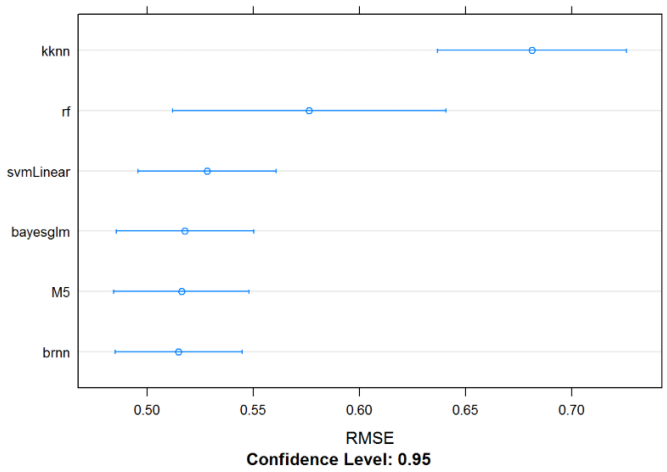
Figura A.5: Arbol de Decisión. Elaboración propia

```
## Model Tree
##
## 3056 samples
##   11 predictor
##
## Pre-processing: centered (11), scaled (11)
## Resampling: Cross-Validated (10 fold)
## Summary of sample sizes: 2749, 2751, 2751, 2750, 2751, 2750, ...
## Resampling results across tuning parameters:
##
##   pruned  smoothed  rules  RMSE       Rsquared   MAE
##   Yes     Yes       Yes    0.5257126  0.9335536  0.3209708
##   Yes     Yes       No     0.5431244  0.9314223  0.3440640
##   Yes     No        Yes    0.5160991  0.9354563  0.2978098
##   Yes     No        No     0.5190576  0.9341561  0.3054867
##   No      Yes       Yes    0.6159370  0.9103031  0.3771928
##   No      Yes       No     0.5576392  0.9289574  0.3439936
##   No      No        Yes    0.7421015  0.8723787  0.3592743
##   No      No        No     0.6984701  0.8845602  0.3549910
##
## RMSE was used to select the optimal model using the smallest value.
## The final values used for the model were pruned = Yes, smoothed = No
##  and rules = Yes.
```

Tabla A.1: Precisión de Modelos

kknn	brnn	rf	svmLinear	M5	bayesglm
0.681	0.515	0.576	0.528	0.516	0.518

Figura A.6: Comparación de Modelos. Elaboración propia



Como se puede observar, las redes neuronales es el modelo que mejor precisión aportan utilizando los datos actuales. Este modelo es el que se usa para realizar la predicción de datos futuros.