UNIVERSIDAD DE SANTIAGO DE CHILE
FACULTAD DE INGENIERÍA
Departamento de Ingeniería Informática

MODELO PREDICTIVO DEL DESEMPEÑO DE BÚSQUEDA DE INFORMACIÓN EN LÍNEA EN ESTUDIANTES DE EDUCACIÓN BÁSICA

Gonzalo Javier Martinez Ramirez

Profesor guía: Roberto Ignacio González Ibáñez

Tesis de grado presentado en conformidad a los requisitos para obtener el grado de Magíster en Ingeniería Informática.

Santiago – Chile
2017

RESUMEN

Durante la última década, debido a los rápidos avances de las tecnologías de la información y comunicación ha aumentado la cantidad de recursos digitales en Internet, la diversidad de fuentes de información, además, se ha facilitado el acceso a estos. Asimismo, las búsquedas *web* han pasado a ser parte de las tareas comunes que realizan los estudiantes de los planteles educativos. Considerando la diversidad de fuentes de información y tipos de recursos en línea, resulta necesario desarrollar competencias informacionales durante el proceso de formación en los distintos niveles educativos (primaria, secundaria y universitaria).

En el marco del proyecto iFuCo (*Enhancing learning and teaching future competences of online inquiry in multiple domains*), formado por investigadores de Chile y Finlandia, el cual desea investigar y modelar los comportamientos y competencias de investigación en línea de estudiantes de enseñanza básica, se propone la construcción de un modelo de predicción del desempeño de búsqueda de información en línea en estudiantes de educación básica el cual se vaya perfeccionando a través del registro de datos históricos y que de una retroalimentación de forma continua.

Palabras Claves: Alfabetización informacional, Competencias de investigación en línea, Comportamiento de estudiantes, Minería de datos, Modelos de clasificación.

TABLA DE CONTENIDOS

Tabla de Contenidos

ÍNDICE DE TABLAS

ÍNDICE DE FIGURAS

1. INTRODUCCIÓN

A través del presente capítulo se introduce el problema a resolver a lo largo del trabajo. En primer lugar, se presentan los antecedentes que motivan su realización. A continuación, se describen las características del problema, la propuesta de solución, sus alcances y objetivos. Finalmente, se describe la metodología utilizada y la organización del presente documento.

1.1. ANTECEDENTES Y MOTIVACIÓN

La alfabetización informacional (conocida en inglés como *information literacy*) es definida como "el grupo de habilidades en las que se requiere reconocer cuándo la información es necesaria y tener la habilidad de encontrar, evaluar y usar efectivamente dicha información necesaria"[1] (Association *et al.*, 2000, p. 2). Durante la última década, debido a los rápidos avances de las tecnologías de la información y comunicación (TICs) ha aumentado la cantidad de recursos digitales en Internet y además se ha facilitado el acceso a ellos. Estos avances han provocado una brecha entre el ser humano y la habilidad de reconocer cuando la información es necesaria para satisfacer su necesidad de búsqueda, la cual se puede asociar principalmente a dos razones: En primer lugar, las competencias de alfabetización informacional no son enseñadas ni reforzadas a temprana edad. Segundo, las búsquedas *web* han pasado a ser parte de las tareas comunes que realizan los estudiantes, disminuyendo las visitas a bibliotecas y el uso de fuentes revisadas.

Considerando la diversidad de fuentes de información y tipos de recursos en línea, resulta necesario desarrollar competencias informacionales durante el proceso de formación en los distintos niveles educativos (básica, media y universitaria). La enseñanza de la alfabetización informacional se imparte principalmente por bibliotecas universitarias, y en menor medida en la etapa escolar obligatoria (Weiner, 2014). En Chile, la enseñanza de competencias informacionales es cubierta en bibliotecas universitarias y cursos introductorios de mallas universitarias (Marzal & Saurina, 2015). De acuerdo con Urra y Castro (2016), los estudiantes universitarios de Chile presentan problemas con las competencias informacionales, ya que no aplican la búsqueda de información de forma crítica ni sistemática. Una de las posibles causas de por qué los estudiantes tienen dificultades con estas competencias es el hecho de que en los colegios y en el inicio de su educación se prioriza la reiteración de la información. Las consecuencias de no considerar cuándo y por qué se necesita la información, dónde encontrarla y cómo evaluarla, se ven reflejadas en la evaluación crítica de la información, y en el desempeño de los estudiantes (Urra & Castro, 2016).

[1] Traducción libre.

Head (2013, p. 475) a través de encuestas a estudiantes universitarios, establece que al momento de realizar investigaciones el 84 % de los estudiantes universitarios utiliza como fuente primaria de búsqueda Wikipedia[2] y un 87 % consulta a sus amigos, sin verificar la veracidad de la información que obtienen. Como consecuencia, los estudiantes al no ser instruidos en parafrasear, resumir o citar fuentes revisadas, caen al plagio de forma premeditada o no intencionada.

A partir de los argumentos anteriormente expuestos, respecto a la enseñanza de competencias de alfabetización informacional se puede observar que no ha sido completamente satisfecha y la brecha entre los usuarios e alfabetización informacional permanece abierta.

Esta propuesta de tesis se enmarca en el contexto del proyecto de investigación "*Enhancing Learning and Teaching Future Competences of Online Inquiry in Multiple Domains*"[3] (iFuCo, desde ahora en adelante), el cual pretende abordar la temática de la alfabetización informacional en estudiantes de enseñanza básica (5to y 6to básico) con el objetivo de estudiar sus patrones de comportamiento y ofrecer mallas curriculares y asignaturas adecuadas respecto al tema (Sormunen *et al*., 2017).

1.2. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

En el contexto de la enseñanza de la alfabetización informacional, las evaluaciones de los cursos se centran principalmente en los resultados de los estudiantes sin tomar en cuenta el proceso formativo y factores asociados que podrían influir directa o indirectamente sobre los resultados finales y el desempeño de búsqueda de los alumnos.

En el contexto del proyecto de investigación iFuCo, el cual pretende realizar un análisis cuantitativo y cualitativo de la alfabetización informacional y las competencias de búsqueda en línea en estudiantes de enseñanza básica[4] en los países de Chile y Finlandia, surgen las siguientes interrogantes (*research questions*, RQ desde ahora en adelante):

RQ 1 ¿De qué manera se puede estimar durante el proceso de aprendizaje de competencias informacionales la influencia de factores cognitivos (por ejemplo, los *keystrokes*) y emocionales (por ejemplo, valencia) en el desempeño de búsqueda de la información de los estudiantes?

RQ 2 ¿En qué medida es posible detectar situaciones anormales de conducta, y determinar las causas que llevan a un estudiante a fallar durante el proceso de búsqueda de información?

[2] https://es.wikipedia.org/

[3] https://www.researchgate.net/project/Enhancing-learning-and-teaching-for-future-competences-of-online-inquiry-in-multiple-domains-iFuCo

[4] En otros países es conocido como enseñanza primaria.

RQ 3 ¿De qué manera se puede implementar un módulo de clasificación y predicción del desempeño de los estudiantes en la búsqueda de información en herramientas de apoyo de la alfabetización informacional para proporcionar una retro evaluación oportuna a estudiantes y docentes?

1.3. SOLUCIÓN PROPUESTA

1.3.1. Características de la solución

La solución consiste en incorporar un módulo en NEURONE (González-Ibáñez, Gacitua, Sormunen & Kiili, 2017) que clasifique y prediga de forma continua el desempeño de búsqueda de los estudiantes de enseñanza básica en un curso de alfabetización informacional, específicamente en el tema de investigaciones en línea[5] (*online inquiry*).

Los datos son recopilados y almacenados por NEURONE, estos datos provienen de registros del proceso de búsqueda de información en línea en un sistema cerrado, los cuales son: historial de navegación, consultas realizadas, movimientos del *mouse*, escritura por teclado, número de *clicks* y tiempos de permanencia en páginas *web*. Además, se conoce con anticipación los documentos y párrafos ideales a seleccionar por parte de los estudiantes.

El módulo propuesto hará uso de Apache Spark[6], el cual es un *framework* de código abierto para el procesamiento de datos masivos, el cual incluye librerías de minería de datos y aprendizaje automático. Este módulo se conectará con el sistema NEURONE, funcionando como una extensión del mismo, consultando su base de datos, alimentando y perfeccionando el modelo.

El ciclo de construcción, evaluación y optimización del modelo se ilustra en la Figura 1.1, donde a través de los datos históricos obtenidos de NEURONE construye el modelo, lo evalúa y lo optimiza en un proceso continuo, entregando como resultado la clasificación y predicción del desempeño de búsqueda de información actual del estudiante. Dentro de este proceso cíclico, el modelo será optimizado de forma continua a través de reentrenamiento.

[5] Traducción libre.
[6] https://spark.apache.org/

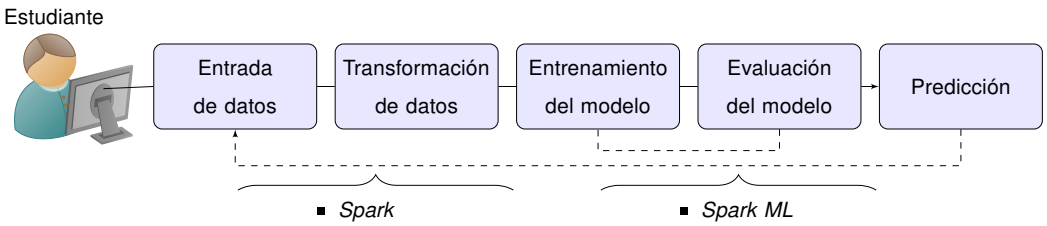


Figura 1.1: Ciclo de construcción y perfeccionamiento del modelo a través de reentrenamiento

Fuente: Elaboración propia, (2017)

1.3.2. Propósito de la solución

El propósito de la solución consiste en proveer evaluaciones de desempeño de búsqueda oportunas que permitan a los docentes aplicar acciones correctivas durante el proceso de formación y desarrollo de competencias informacionales en cursos de alfabetización informacional.

Con el módulo propuesto en este trabajo, el docente obtiene una estimación temprana del desempeño del estudiante en el proceso de búsqueda de información, de tal forma que él pueda guiar al estudiante en el proceso. Tal como ilustra la Figura 1.2, el estudiante interactúa con el sistema educacional, en este caso NEURONE y la plataforma propuesta a través de técnicas de minería de datos informa al docente de los patrones y predicciones del desempeño de búsqueda del estudiante con el objetivo de ayudar en la toma de decisiones al docente correspondiente, para diseñar y planificar de mejor forma la entrega de contenidos hacia el estudiante.

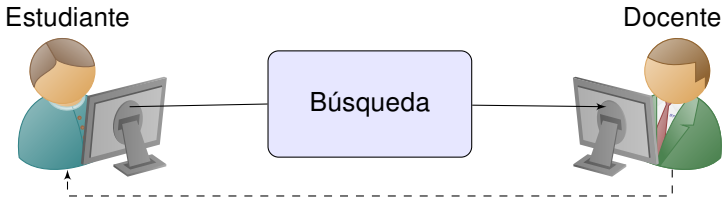


Figura 1.2: Proceso de búsqueda de información de un estudiante

Fuente: Elaboración propia, (2017)

1.4. OBJETIVOS Y ALCANCES DE LA SOLUCIÓN

1.4.1. Objetivo general

Diseñar y evaluar un modelo predictivo del desempeño de búsqueda de información en línea de estudiantes de enseñanza básica.

1.4.2. Objetivos específicos

1. Realizar una revisión bibliográfica sobre trabajos recientes relacionados con minería de datos en el contexto educacional.
2. Realizar una exploración, limpieza, pre-procesamiento y transformación de los datos recopilados por la plataforma NEURONE (acrónimo de *oNlinE inqUiry expeRimentatiON systEm*).
3. Seleccionar características de comportamiento de búsqueda de los estudiantes para la construcción de modelos predictivos.
4. Construir modelos para la predicción del desempeño de búsqueda en línea de estudiantes de educación básica.
5. Evaluar los modelos predictivos del desempeño de búsqueda en linea de estudiantes de educación básica.
6. Implementar los modelos predictivos en la plataforma NEURONE.

1.4.3. Alcances

Los modelos se construyen a partir de un conjunto de datos específicos, estos datos tienen su propio contexto y origen que limitan la generalización de los modelos a construir. A continuación, se describen las principales limitaciones y alcances de la solución.

1. El curso de alfabetización informacional y sus respectivos registros de datos, pertenecen al proyecto iFuCo, el cual es un trabajo colaborativo entre universidades de Finlandia (University of Tampere, University of Jyväskylä y University of Turku) y de Chile (Universidad de Santiago de Chile y Pontificia Universidad Católica de Chile).
2. Los registros de datos provienen de un estudio enmarcado en un curso de alfabetización en información, aplicado al área de Ciencia y Ciencias Sociales, en ambos países.
3. La muestra con la que se trabaja corresponde a 300 estudiantes de Finlandia, cuyas edades fluctúan entre los 12 y 13 años (5to y 6to básico).
4. Los datos son recolectados y almacenados por un sistema externo llamado NEURONE (*oNlinE inqUiry expeRimentatiON systEm*), trabajo de memoria de un estudiante de la carrera de Ingeniería de Ejecución en Computación e Informática de la Universidad de Santiago de Chile.

5. La solución funciona como un sistema predictor del desempeño del estudiante en la búsqueda de información, sin ofrecer acciones correctivas en caso de bajo desempeño.

1.5. METODOLOGÍA Y HERRAMIENTAS UTILIZADAS

1.5.1. Metodologías utilizadas

El presente proyecto presenta una componente de investigación y desarrollo de *software* (I+D), esto debido a la relación que existe entre ambas componentes, la investigación necesita una herramienta de *software* de apoyo que permita recibir los datos de NEURONE, alimentar el modelo de predicción y que permita al usuario interactuar con resultados de la predicción realizada.

La componente de investigación del proyecto es guiada por la metodología Descubrimiento de Conocimiento en Base de Datos (conocido como KDD, las iniciales de *Knowledge Discovery in Databases*) (Fayyad, Piatetsky-Shapiro & Smyth, 1996), mientras que la componente de desarrollo es guiada por la metodología de desarrollo de *software* Desarrollo de Rápido de Aplicaciones (conocido como RAD, las iniciales de *Rapid Application Development*) (Martin, 1991). A continuación, se explica el uso de ambas metodologías en el trabajo propuesto.

Metodología usada en la investigación

Respecto a la componente de investigación, esta es guiada bajo la metodología KDD, la cual se define como “un proceso no trivial de identificar patrones en los datos que sean válidos, novedosos, potencialmente útiles y finalmente comprensibles” (Fayyad *et al.*, 1996, p. 5). En primer lugar, se seleccionan y limpian los datos que se deben extraer para poder realizar el modelado del comportamiento de búsqueda. Luego, se transforman los datos y se realiza minería de datos sobre ellos para buscar los patrones de interés que pueden expresarse como un modelo o que expresen dependencia de los datos. Finalmente, se identifican los patrones realmente interesantes que representan el conocimiento, usando diferentes técnicas, incluyendo análisis estadísticos para posteriormente interpretar los datos obtenidos.

Metodología usada para el desarrollo

Respecto a la componente de desarrollo de *software*, se toma en cuenta las condiciones bajo las cuales se desarrolla el proyecto, las cuales se expresan a continuación:

- El sistema es de rápido desarrollo.
- El sistema es de tamaño pequeño.
- Es un proyecto cuyos requerimientos están sujetos a cambios.
- Inicialmente no existe un número total de requerimientos especificado. Estos se irán desarrollando de forma creciente durante el avance del proyecto.
- El desarrollador no cuenta con un conocimiento profundo de la arquitectura y todas las herramientas de desarrollo, por lo tanto, se requiere un tiempo de investigación y aprendizaje.
- Se requiere documentar los aspectos fundamentales de la arquitectura, una vez que se tenga un producto estable. Esta documentación permitirá la continuidad del proyecto.
- Se requiere de varias entregas funcionales, para medir el progreso del proyecto y verificar que se cumplan los objetivos propuestos.

Dado los antecedentes mencionados anteriormente, se determina que el proyecto presenta características que se ajustan bien a un modelo de desarrollo evolutivo enfocado a la generación de prototipos. A partir de esto, se recurre a un enfoque de desarrollo inspirado en la metodología RAD, metodología de desarrollo rápido que minimiza la planificación en favor de la creación rápida de prototipos. La planificación se realiza en cada iteración, permitiendo que el *software* se desarrolle más rápido y se tenga una mayor flexibilidad con los requisitos (McConnell, 1996).

1.5.2. Herramientas de desarrollo

Las herramientas a utilizar en el trabajo de tesis se dividen tanto en *hardware* como en *software*, las cuales se explican a continuación.

Herramientas de hardware

El desarrollo se llevará a cabo con procesador Intel Core i7 7ma Generación *Kabylake* de 3.6 Ghz, con memoria Ram de 16 GB y 2 TB de disco duro. Además, los despliegues de prueba se realizan sobre un servidor privado virtual (VPS, por sus siglas en inglés) con el sistema operativo GNU/Linux Ubuntu Server alojado en el proveedor DigitalOcean[7].

[7] https://www.digitalocean.com/

Herramientas de software

En cuanto a las herramientas de *software*, el desarrollo se llevará a cabo en la distribución GNU/Linux Debian[8] en su versión 9.0. El modelo se llevará a cabo en Spark ML[9]. Para el análisis estadístico se hará uso de R. Además, cada módulo desarrollado estará contenido en contenedores de Docker para facilitar el despliegue en producción del modelo desarrollado. Todo el trabajo realizado, tanto código como documento escrito estará bajo el sistema de control de versiones Git. Finalmente, se hará uso de LaTeX para el documento escrito.

1.6. ORGANIZACIÓN DEL DOCUMENTO

El resto del documento se estructura de la siguiente forma.

Capítulo 2 Se estipulan los conceptos teóricos que se deben definir para tener una base consensuada respecto de los distintos conceptos que se tratan en este documento. En el mismo capítulo se aborda el estado del arte donde se hace una revisión bibliográfica de los últimos avances en el área.

[8] https://www.debian.org/
[9] https://spark.apache.org/

2. MARCO TEÓRICO

A través del presente capítulo se entregan las bases teóricas, conceptuales y empíricas que soportan cada desarrollo de esta investigación. En primer lugar, se presenta el marco conceptual donde se entregan las definiciones y conceptos necesarios para abordar esta investigación. En segundo lugar, se presenta el estado del arte relacionado con el tema. Finalmente, se introducen las preguntas de investigación que guían el desarrollo de este trabajo.

2.1. MARCO CONCEPTUAL

En esta sección se presentan conceptos y bases teóricas respecto a la temática que conduce el desarrollo de este trabajo, el cual tiene relación con el uso de interfaces no tradicionales, específicamente con una interfaz operada con el cuerpo. Además, se indaga sobre ciertas definiciones para establecer lo que se pretende medir en este estudio, lo que involucra la experiencia de usuario y métricas de rendimiento en la realización de tareas. Finalmente, se introducen las preguntas de investigación que guían el desarrollo de este trabajo.

2.1.1. Recuperación de Información Humano Computador

La Recuperación de Información Humano Computador[1] (HCIR, por sus iniciales en inglés de *Human Computer Information Retrieval*) es el estudio de los métodos que integran la inteligencia humana y la búsqueda algorítmica para ayudar a la gente a mejorar la búsqueda, exploración y aprendizaje de información (Marchionini, 2006). Dentro de esta área interactúan otras disciplinas, como la recuperación de información, llamada en inglés *Information Retrieval* (IR), la que está enfocada principalmente en proveer a los usuarios un fácil acceso a la información de su interés trabajando con la representación, almacenamiento, organización y acceso a objetos de información como documentos, páginas *web*, catálogos en línea y objetos multimedia (Ricardo & Berthier, 2011) y la búsqueda de información, llamada en inglés *Information Seeking* (IS) que se entiende como un proceso más orientado al usuario y abierto que IR. En IS, no se sabe si existe una respuesta a la consulta del usuario, por lo que el proceso de búsqueda puede proporcionar el aprendizaje necesario para satisfacer su necesidad de información (Ricardo & Berthier, 2011).

[1] Traducción libre.

La búsqueda de información es un campo de la investigación que relaciona el desarrollo del área de las tecnologías y ciencias de la computación con la psicología y ciencias sociales en el procesamiento de la información, en donde el usuario toma un papel activo por medio de interacciones explicitas e implícitas con la información (Carroll, 1997). Es una disciplina que contempla tanto al sistema como al usuario, así como la relación que se establece a través del comportamiento del usuario y sus experiencias (Kelly *et al.*, 2009).

2.1.2. Rendimiento

En el contexto de la recuperación de información se definen *precision* y *recall* en función de un conjunto de documentos relevantes y un conjunto de documentos recuperados (Powers, 2011), las cuales se explican a continuación.

Precision Métrica que mide la razón de documentos relevantes recuperados con respecto al total de documentos recuperados. Representado en la Ecuación (2.1), el resultado de esta métrica es un valor continuo entre 0 y 1, mientras más cercano a 1, mayor fue su precisión al encontrar los documentos relevantes.

$$Precision = \frac{\left[\{documentos\ relevantes\} \cap \{documentos\ recuperados\}\right]}{\{documentos\ recuperados\}} \tag{2.1}$$

Recall Métrica que mide la razón de documentos relevantes recuperados con respecto al total de documentos relevantes. Representado en la Ecuación (2.2), el resultado de esta métrica es un valor continuo entre 0 y 1, mientras más cercano a 1, mayor fue la recuperación de documentos en base al total del universo disponible.

$$Recall = \frac{\left[\{documentos\ relevantes\} \cap \{documentos\ recuperados\}\right]}{\{documentos\ relevantes\}} \tag{2.2}$$

F1 Métrica que considera los valores de *precision* y *recall* en un promedio ponderado. Representado en la Ecuación (2.3), el resultado de esta métrica es un valor continuo entre 0 y 1, en que un valor cercano a uno permite identificar a los estudiantes con una recuperación de documentos proporcional a su precisión respecto a la relevancia de estos.

$$F1 = \frac{2 \cdot Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \tag{2.3}$$

2.1.3. Alfabetización informacional

La alfabetización informacional (conocida en inglés como *information literacy*) es definida como "el grupo de habilidades en las que se requiere reconocer cuándo la información es necesaria y tener la habilidad de encontrar, evaluar y usar efectivamente dicha información necesaria" [2] (Association *et al.*, 2000, p. 2). Es un campo que cubre varias áreas, entre las que se destaca la alfabetización digital, las habilidades de uso de bibliotecas, la ética informacional, la lectura crítica, el pensamiento crítico, los derechos de autor, la seguridad y privacidad, entre otras. A través del estudio de estas áreas como factores que influyen a la alfabetización informacional se puede obtener una visión clara de cómo los estudiantes llevan a cabo sus tareas de obtención y selección de información.

2.1.4. Competencias de investigación en línea

Se definen las competencias de investigación (*inquiry skills*, por su nombre en inglés) como "las habilidades para explorar preguntas, para poder reunir, interpretar y sintetizar diferentes tipos de información y datos, además de desarrollar y compartir una explicación para responder preguntas dadas" [3] (Council *et al.*, 2000, p. 13). En base a este concepto nacen las competencias de investigación en línea (*online inquiry skills*, por su nombre en inglés), que son una instancia específica de las competencias de investigación, pero aplicada sobre información disponible en línea (Quintana, Zhang & Krajcik, 2005).

Las competencias de investigación en línea involucran una serie de actividades cognitivas, como generar una pregunta de investigación, buscar información relevante en colecciones digitales, evaluar y seleccionar la información encontrada, e integrar coherentemente la información seleccionada para responder la pregunta original (Eisenberg & Berkowitz, 1990).

2.1.5. Aprendizaje automático

El aprendizaje automático (*machine learning*, por su nombre en inglés) es un área de la Inteligencia Artificial enfocada al desarrollo de algoritmos capaces de generalizar comportamientos, a partir de información no estructurada suministrada en forma de ejemplos, de manera que posean la capacidad de adaptarse en base a experiencia adquirida y no deban ser reprogramados. Los diversos algoritmos de esta rama se diferencian en su forma de llevar a cabo el aprendizaje, algunos de estos son:

[2] Traducción libre.
[3] Traducción libre.

Aprendizaje supervisado Se realiza mediante un entrenamiento controlado por un agente externo (supervisor, maestro), que determina la respuesta que se debería generar a partir de una entrada determinada. El supervisor controla la salida y en caso de que esta no coincida con la deseada se modifican los parámetros usados, con el fin de conseguir que la salida obtenida se aproxime a la deseada.

Aprendizaje no supervisado Se realiza mediante un entrenamiento sin conocimiento a priori de la salida deseada, es decir, solo son conocidas las entradas, por lo tanto, el aprendizaje se basa en el grado de familiaridad o similitud entre la información que presenta una entrada y la información recolectada por entradas anteriores.

En cuanto al aprendizaje supervisado, uno de los problemas que intenta solucionar es la clasificación, cuya definición en este contexto corresponde al problema de identificar a qué categoría pertenece una nueva observación.

Un clasificador se define como cualquier algoritmo que resuelva el problema de clasificación. Para ello, este tipo de algoritmo necesita ser entrenado con un conjunto de observaciones que ya estén etiquetadas en una categoría, de forma que pueda corregir su aprendizaje. Las observaciones son representadas a través de un conjunto de propiedades que permiten determinar a qué categoría pertenece. Por su parte, las propiedades pueden ser de tipo categórico (por ejemplo el tipo de sangre), ordinal (“grande”, “medio”, “pequeño”), valores enteros o reales o incluso utilizando la diferencia y similitud entre la observación actual y las observaciones previas. Como consecuencia del entrenamiento, se consigue un modelo del clasificador capaz de asignar observaciones desconocidas a una categoría conocida específica, solo sabiendo sus propiedades.

La terminología usada en esta área, suele llamar a las observaciones “instancias”, “ejemplos” o “sujetos”, a las propiedades “características” o “atributos”, a las categorías “clases”, al conjunto de observaciones “conjunto de entrada” y al conjunto de observaciones usadas en el entrenamiento “conjunto de entrenamiento”. Debido a las características de este proyecto, se utilizan técnicas de aprendizaje automático supervisado.

2.1.6. Técnicas de minería de datos

A continuación se presentan algunos de los modelos y algoritmos de minería de datos utilizados para extraer conocimiento desde los datos. Estos algoritmos son genéricos, pudiendo existir variantes de cada uno, ya que se van adaptando, combinando o incluyendo mejoras dependiendo del tipo de problema en estudio.

- ***K-Nearest Neighboor* (KNN)**: El algoritmo del K vecino más cercano o KNN es un de los algoritmos más simple. Este algoritmo no requiere de ningún parámetro fuera del número de vecinos a considerar. En pocas palabras, el algoritmo puede resumirse en que "reúne los K vecinos más cercanos y los hace votar, la clase con más vecinos gana, mientras que más vecinos consideramos, menos la tasa de error"[22]. Dicha cercanía, generalmente se mide en base a alguna distancia, por lo que se pueden obtener distintos resultados dependiendo de la distancia escogida, pues diferentes métricas definirán diferentes regiones [26]. Su esquema general se propone en la siguiente Figura.

- **Naïve Bayes**: En general los algoritmos de clasificación que utilizan el aprendizaje bayesiano resultan complejos en el sentido de la cantidad de parámetros. Sin embargo, el método de naïve bayes convierte dicha complejidad en una simpleza factible, "debido a que hace un supuesto de independencia con- dicional que reduce el número de parámetros a estimar, cuando se modela P(x|y)" [76]. De forma cuantitativa, si la variable a predecir tiene dos valores pasa de estimar 2 (2n 1) parámetros a 2n. La utilidad de los algoritmos de aprendizaje bayesiano es que "da una medida probabilística de la importancia de esas variables en el problema, y, por lo tanto, una probabilidad explícita de las hipótesis que se formulan" [68].

- **Árboles de decisión**: Los árboles de decisión son modelos que usualmente se representan en forma de grafos. Es "un modelo predictivo que puede ser usado para representar tanto modelos regresivos como aquellos de clasificación, se refiere a un modelo jerárquico de decisiones y sus consecuencias" [33]. Dentro de un esquema general, el árbol de decisión consiste en un grafo donde existe un nodo único o padre, el cual, contiene las instancias a contemplar en el modelo. Un ejemplo de este tipo de modelos es el LADTree, el cual es un tipo de árbol de decisión que itera sobre el ADTree, que es un árbol que en vez de establecer criterios y dividir la muestra, asigna una puntuación a las categorías relevantes de determinadas variables.

- **Máquina vectorial de soporte (SVM)**: A diferencia de los algoritmos anteriores, la máquina de soporte vectorial, o bien, *Support Vector Machines*, utilizan planos complejos para encontrar la mejor división de las instancias que permita clasificarlas de manera óptima. Cuya formulación es un problema de minimización cuadrática con un número de variables igual al número de casos de entrenamiento.

- **Redes neuronales**: Una red neuronal artificial (o denominada simplemente red neuronal, o ANN) "consiste en procesar elementos (llamados neuronas)"

- **Regresión**: La regresión, consiste en "*el estudio de la dependencia de la variable dependiente, respecto a una o más variables, con el objetivo de estimar y/o predecir la media o valor*

promedio poblacional de la primera en términos de los valores conocidos o fijos (en muestras repetidas) de las últimas" [19]. Por lo que este modelo sirve para predecir y clasificar, donde su uso típico es el de predecir la demanda o el inventario futuro de una empresa. En el caso de la clasificación, la regresión que se utiliza comúnmente no resulta muy efectiva, puesto que la variable a predecir posee una connotación nominal, sin embargado, existe un tipo de regresión que se encarga de predecir variables nominales y se denomina regresión logística.

- **Multiclasificadores**:

Árboles de decisión

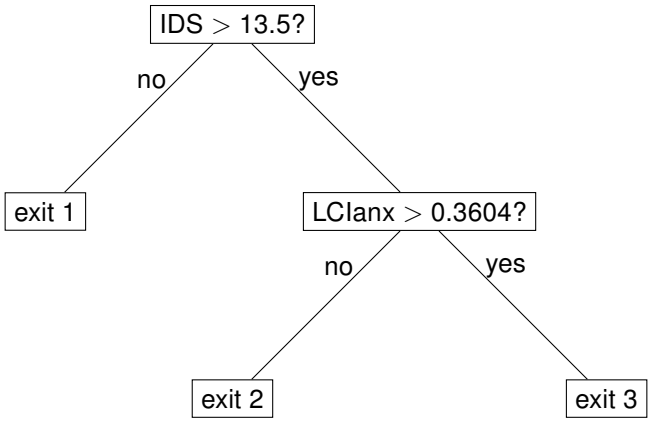


Figura 2.1: Árbol de decisión

Fuente: Elaboración propia, (2017)

Máquinas de vectores de soporte (SVM)

Las máquinas de vectores de soporte o SVM (del inglés *Support Vector Machine*) son un conjunto de algoritmos de aprendizaje supervisado que se enfocan en resolver problemas de clasificación, regresión y agrupamiento. La SVM destinada para clasificación, es un clasificador lineal binario que busca encontrar un hiperplano que separe de forma óptima un conjunto de datos, maximizando la distancia entre las dos clases.

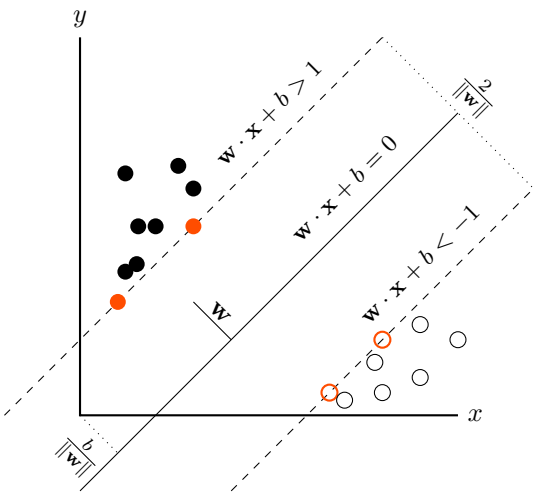


Figura 2.2: SVM

Fuente: Elaboración propia, (2017)

Perceptrón

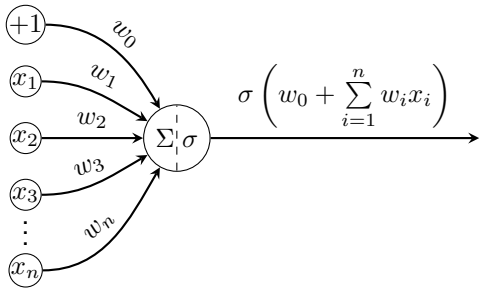


Figura 2.3: Perceptrón

Fuente: Elaboración propia, (2017)

$$\boldsymbol{\mu_1} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \dots \\ 0 \end{bmatrix} \tag{2.4}$$

Perceptrón multicapa

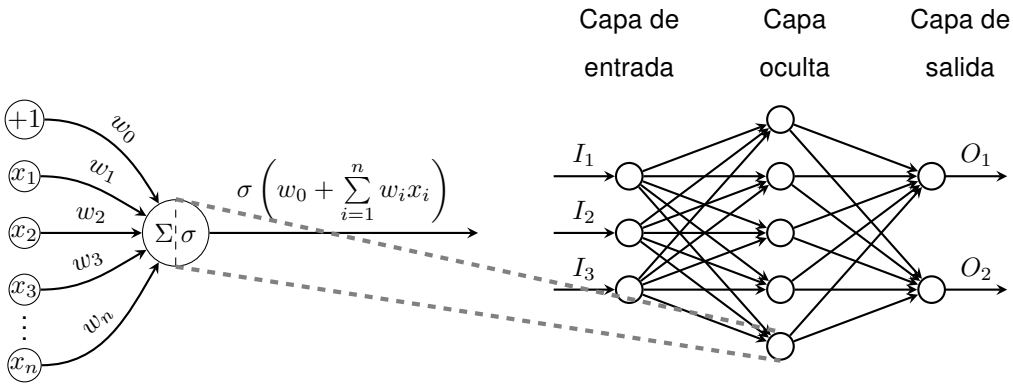


Figura 2.4: Perceptrón multicapa

Fuente: Elaboración propia, (2017)

Naïve Bayes

El clasificador Naïve Bayes, también conocido como clasificador bayesiano, es un clasificador probabilístico basado en el teorema de Bayes descrito en la Ecuación (2.5), donde $P(A|B)$ es la probabilidad de la hipótesis.

$$P(A|B) = \frac{P(A) \cdot P(B|A)}{P(B)} \tag{2.5}$$

2.1.7. Técnicas de reforzamiento

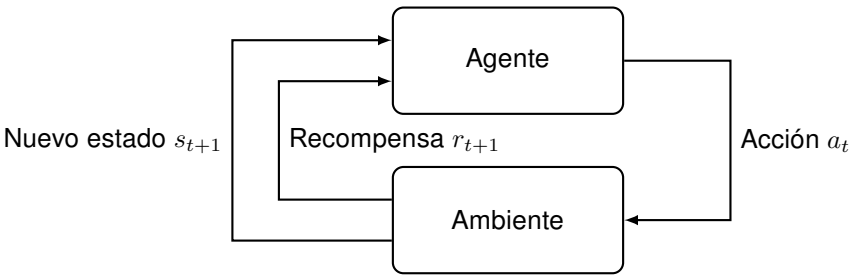


Figura 2.5: Aprendizaje por reforzamiento

Fuente: Elaboración propia, (2017)

2.1.8. Comparación entre los principales algoritmos de aprendizaje automático

A continuación se describen brevemente los modelos básicos con sus ventajas y desventajas.

- **SVM (Support Vector Machines)**: Usando las funciones Kernel se pueden incluir distintos grados de NO linealidad y de esta manera, exibilizar el modelo.

  La desventaja de este modelo es que el resultado de la clasifícación es puramente dicotómico y no hay probabilidad de pertenencia, además, no se tiene una idea clara de explicación dada la complejidad del modelo en sí.

- **K- vecino más cercano (*K-Nearest neighbor*)**: La ventaja es que los vecinos pueden dar una explicación de los resultados de clasicación. La desventaja de este modelo es que requiere denir una métrica que mida la distancia entre los datos, puesto que no es clara como denir dicha métrica.

- **Árboles de decisión**: La desventaja de este modelo está en que las variables continuas o numéricas son implícitamente discretizadas en el proceso de separación, perdiendo información en el camino. No obstante, previo al análisis anterior, los árboles son tolerantes al ruido, a los atributos no signicativos y a los valores faltantes; son escalables a grandes volúmenes.

  Dentro de sus desventajas están la de su imprecisión y su debilidad en el sentido de que 2 muestras distintas sobre la misma distribución pueden llevar a 2 árboles muy diferentes. La ventaja es que establece una explicación clara acerca de la predicción.

- **Regresión lineal**: Este modelo es exible por el hecho de que se pueden incluir términos de interacción, es decir, productos que hagan el modelo no lineal. La desventaja es que no posee alto grado como las redes neuronales ya que la alta exibilidad conlleva un alto riesgo de sobreajuste u *overfitting*, lo que reduce el *accuracy*.

2.1.9. Minería de datos educacional

La minería de datos utiliza una combinación de bases de conocimientos explícita, conocimientos analíticos complejos y conocimiento de campo para descubrir las tendencias y los patrones ocultos, estas tendencias y patrones forman la base de los modelos predictivos que permiten a los analistas realizar nuevas observaciones de los datos existentes (Luan, 2002). La gran cantidad de información generada hoy en día por los estudiantes permite que la minería de datos obtenga datos relevantes y, a través de métodos estadísticos y otras herramientas relacione la información para conocer si el proceso de enseñanza aprendizaje ha dado resultados positivos.

Mining (2012, p. 9) define la minería de datos educacional (MDE, desde ahora en adelante) como "la teoría que desarrolla métodos, aplica técnicas estadísticas y de aprendizaje automático para

analizar los datos recogidos durante el proceso de la enseñanza y aprendizaje"[4]. Actualmente, los usos más generales que se le están dando a la MDE se enfocan en mejorar la estructura del conocimiento y determinar el apoyo pedagógico al estudiante.

2.2. ESTADO DEL ARTE

El propósito de esta sección es presentar los últimos trabajos realizados en la línea de investigación de la alfabetización informacional, comportamiento de estudiantes, minería de datos educacional y predicción del desempeño en tareas de estudiantes.

2.2.1. Alfabetización informacional

A nivel nacional, la enseñanza de las competencias de investigación se realizan principalmente por parte de las bibliotecas universitarias, por lo cual, Marzal y Saurina (2015) realizan un análisis de la situación actual de los cursos y políticas de alfabetización informacional de las bibliotecas pertenecientes al Consejo Nacional de Educación. Se concluye que no existe uniformidad en las definiciones y marcos teóricos utilizados. Por otro lado, los estudiantes universitarios chilenos presentan dificultades con las competencias informacionales, tales como aprenderlas, pero no utilizarlas, hecho que se vio reflejado por el estudio interno realizado por la Universidad de Playa Ancha (Urra & Castro, 2016) sobre el impacto de la enseñanza de la alfabetización informacional en dicha universidad. Una de las posibles causas de por qué los estudiantes tienen dificultades es el hecho de que en los colegios no se prioriza la generación de conocimiento, sino la reiteración de la información.

A nivel internacional, tres universidades finlandesas (University of Tampere, University of Jyväskylä y University of Turku) en conjunto con dos universidades chilenas (Universidad de Santiago de Chile y Pontificia Universidad Católica) están realizando una intervención en el aula respecto las competencias informacionales en quinto y sexto año básico (CONICYT, 2015), para establecer un marco de enseñanza de estas competencias, que pueda derivar en propuestas públicas y cambios curriculares. Puntualmente, el trabajo realizado por González-Ibáñez, Gacitua, Sormunen y Kiili (2017) introduce nuevas formas de evaluar las competencias de investigación en línea específicamente en búsqueda, evaluación, recolección y síntesis de la información.

[4]Traducción libre.

2.2.2. Comportamiento de búsqueda de información de estudiantes

Con la incorporación de herramientas digitales en la enseñanza escolar es necesario evaluar su aporte en el aprendizaje. En general, en la evaluación se analizan las mediciones respecto a los datos proporcionados por los estudiantes, ya sea de forma directa, como cuestionarios o indirecta, como datos generados al utilizar un sistema computacional, pero con previa autorización del estudiante.

Henrie, Halverson y Graham (2015) clasifica los datos generados por los estudiantes en un sistema computacional en tres categorías: comportamiento, cognitivas y emocionales. El comportamiento de los estudiantes es una de las más estudiadas, en esta categoría se estudian las variables cuantitativas: resultados de consultas realizadas en un motor de búsqueda, teclas presionadas, rastreo ocular, tareas de búsqueda, esfuerzo (intentos por finalizar tareas asignadas), participación, tiempos de permanencia o de respuestas y uso de sitios *web*, entre otros. Tomando tiempos de permanencia y el uso de sitios, Shah, Hendahewa y González-Ibáñez (2016) presenta diversas métricas para evaluar el rendimiento de la búsqueda de información, en base a las distintas acciones hechas por usuarios. Tales métricas se usan con el objetivo de pronosticar la probabilidad de un usuario de tener éxito en el futuro, en base a su desempeño actual.

Los trabajos de Hwang, Tsai, Tsai y Tseng (2008) y Tu, Shih y Tsai (2008) son ejemplos de la creación de sistemas para la recolección de registros de datos de estudiantes. La información recopilada varía desde respuestas directas a preguntas, historial de navegación, tiempos, entradas de teclado, marcación de páginas, hasta reformulación de la consulta, entre otros. El enfoque del trabajo de Hwang *et al.* (2008) fue ayudar a los profesores a evaluar de forma indirecta el desempeño de los estudiantes y realizar intervenciones en el aprendizaje. En este sistema el resumen de la navegación y las respuestas de los estudiantes eran visibles para los profesores, permitiendo distinguir indicadores del comportamiento *web* de los niños. En cambio, el estudio de Tu *et al.* (2008) se realizó para determinar la influencia de factores externos en el proceso de búsqueda de información de estudiantes de básica, específicamente centrado en la forma en que las creencias epistemológicas y otros factores externos se relacionan con los resultados del proceso de búsqueda de información en un entorno *web*. Para lograrlo se realizó una mezcla entre cuestionarios, tareas de búsqueda específica y análisis de los datos generados por los estudiantes durante su navegación. El trabajo más reciente en el área, es la aplicación web NEURONE (González-Ibáñez *et al.*, 2017) acrónimo de *oNlinE inquiry expeRimentatiON systEm*, es un sistema de apoyo para la evaluación de competencias de investigación en línea para estudiantes de enseñanza básica, en base a los requerimientos del proyecto "*Enhancing learning and teaching future competences*

of online inquiry in multiple domains (iFuCo)" (Sormunen *et al.*, 2017), para registrar las acciones realizadas por los estudiantes durante una tarea de investigación.

Siguiendo este tipo de análisis sobre datos generados por estudiantes, en la prueba internacional PISA (OECD, 2015) se analizaron los registros de la navegación en un sitio *web* ficticio, con múltiples hipervínculos internos. El sitio estaba dividido en diferentes páginas unidas por *links*, clasificados en tres niveles, siendo las de nivel 1 las más fáciles de acceder (variados hipervínculos conducían a éstas), en cambio, la ruta para llegar a las de nivel 3 era específica. Para contestar las preguntas de comprensión lectora era necesario encontrar la página con la información necesaria, la cual, dependiendo de su nivel (1 a 3) podría transformar la tarea de una navegación simple a una compleja. El objetivo del análisis fue determinar qué tan fluida es la lectura en línea, los diferentes desempeños de los estudiantes y la persistencia al tratar de responder.

2.2.3. Minería de datos educacional

Actualmente, la aplicación de la MDE radica en universidades, tales como Paul Smith's College, la cual utiliza sus datos históricos para mejorar las tasas de retención de alumnos (Bichsel, 2012). En este contexto, University of Georgia desarrolló un modelo para predecir la tasa de graduación y abandono estudiantil, el cual se alimenta en base la información recopilada (Morris, Wu & Finnegan, 2005). Finalmente, la Purdue University han usado MDE para determinar que la evaluación en etapas tempranas y de forma frecuente permite cambiar los hábitos de los estudiantes con calificaciones bajo la media en cursos introductorios, en base a este trabajo, el mismo equipo de investigación desarrolló un sistema de alerta académica temprana para saber el desempeño de los estudiantes (Baepler & Murdoch, 2010).

Merceron y Yacef (2005) establece cómo los algoritmos de minería de datos pueden escoger información pedagógica importante. El conocimiento obtenido ayuda a mejorar el cómo administrar la clase, como el alumno aprende, y cómo proporcionar retroalimentación a los alumnos. Basado en este trabajo, Abdullah, Malibari y Alkhozae (2014) realiza un sistema de predicción del rendimiento de los estudiantes basado en la actividad actual y mediciones anteriores clasificando cuales estudiantes rendirán bien y los que no.

Chen y Liu (2008) evalúa el rendimiento académico de estudiantes de pregrado estudiando datos académicos del Departamento de Ciencias de la Computación de National Defence University of Malaysia (NUDM) utilizando una combinación de técnicas de minería de datos, como ANN (*Artificial Neural Network*) y árboles de decisión como un método de clasificación con el que se producen ocho reglas para la identificación automática de los estilos cognitivos de los estudiantes

basados en sus patrones de aprendizaje. Los hallazgos obtenidos se aplicaron para desarrollar un modelo que pueda apoyar el desarrollo de programas educativos *web*.

Moreno-Clari, Arevalillo-Herraez y Cerveron-Lleo (2009) predice la probabilidad de que los estudiantes de acuerdo a sus registros académicos históricos fallen en un curso *online* en Moodle[5] haciendo uso del método de agrupamiento K-means y X-means, usando el *software* WEKA.

2.2.4. Predicción del desempeño estudiantil

La predicción está enfocada en pronosticar el desempeño estimando valores desconocidos de variables que caracterizan al estudiante. Estos valores normalmente corresponden al rendimiento, conocimiento o calificaciones. También se utiliza para detectar estilos de aprendizaje, predecir si contestará correctamente una pregunta, modelar los cambios en el conocimiento al adquirir un nuevo aprendizaje y determinar variables del aprendizaje no observables en la conducta en línea de los estudiantes (Romero & Ventura, 2010).

En general, el enfoque es detectar de forma temprana quienes probablemente tendrán un bajo desempeño o encontrar los indicadores que permitan identificar a estos alumnos de tal forma que el profesor o la entidad educacional correspondiente pueda intervenir a tiempo y prevenir por ejemplo la deserción escolar.

En esta línea, Antunes (2010) se centró en anticipar el fracaso de los estudiantes lo más pronto posible en cursos de fundamentos de la programación. Se utilizó la información de los estudiantes universitarios (12 atributos observables y 4 de calificaciones) que han cursado dicha asignatura a lo largo de cinco años. Con el algoritmo J48 se construyeron tres clasificadores bajo distintos enfoques para determinar reglas de decisión que permitan predecir el fracaso. Por otro lado, el estudio realizado por Kumar *et al.* (2016) identificó a los estudiantes con mayor probabilidad de aprobar el examen final de una carrera de ingeniería. En base a atributos numéricos como las notas de secundaria y de semestres previos al examen, en conjunto a variables demográficas tales como, género, estado civil, ocupaciones de los padres, entre otros, se realizó la predicción del desempeño de los estudiantes, siendo los algoritmos J48 y REPtree los con mejor desempeño.

A nivel escolar, Márquez-Vera, Cano, Romero y Ventura (2013) buscaron predecir el bajo rendimiento escolar y asociarlo con las causas de la deserción escolar o repitencia. Realizaron una investigación con estudiantes mexicanos de 15 y 16 años, con el objetivo de determinar los factores más influyentes y las razones que llevan al fracaso, e identificar a los estudiantes que muestran

[5] https://moodle.org/

estas características para ofrecerles la ayuda correspondiente. Se consideraron atributos socio-económicos, personales, sociales, familiares, escolares y calificaciones, haciendo uso de diez algoritmos de clasificación tradicionales, cinco para la construcción de árboles de decisión (J48, RandomTree, Reptree, SimpleCart y ADtree) y cinco para la generación de reglas asociación (JRIP, NNge, OneR, Prism y Ripdor). Además, crearon un algoritmo utilizando programación genética gramatical para predecir si un estudiante aprueba o reprueba. Los resultados muestran que con este algoritmo evolucionado se obtienen resultados tan precisos como con los algoritmos tradicionales, pero con menos reglas y condiciones por regla, permitiendo así reducir el número de características, y utilizarlas para detectar a los estudiantes con mayor tendencia a repetir el año escolar.

Shamsi y Lakshmi (2016) se realiza un análisis comparativo de distintas técnicas de clasificación (Naïve Bayes, LibSVM, J48, Random Forest y JRIP) aplicado a determinar los factores claves que afectan el rendimiento en estudiantes de ingeniería en la India, bajo la premisa de que una inapropiada educación primaria y secundaria repercute en desempeño de la educación superior de estos estudiantes. Se consideraron 34 parámetros, en su mayoría variables descriptivas asociadas al entorno familiar. Los resultados obtenidos mostraron que Naïve Bayes es el más exacto para predecir un mal desempeño y JRIP el más preciso en la predicción de las calificaciones, junto con entregar los factores que afectan el rendimiento en un set de reglas.

Lahtinen, Ala-Mutka y Järvinen (2005) estudia las dificultades de aprender programación con el objetivo de crear material adecuado para introducir el curso a los estudiantes utilizando el método de agrupamiento *K-means* y *Hierarchical clustering* (más conocido como Ward's *clustering*), a través de este estudio se obtuvo las dificultades que sufren los estudiantes al momento de enfrentar tareas de programación. Basado en este trabajo Akinola, Akinkunmi y Alo (2012) aplica ANN para predecir el resultado de los cursos de programación en estudiantes de pregrado basados en su historial académico, los resultados de este estudio muestran que los estudiantes con un conocimiento a priori de física y matemática tienen mejor desempeño en los cursos que el resto.

Borkar y Rajeswari (2014) evalúa el rendimiento de los estudiantes, donde selecciona algunos atributos mediante minería de datos, haciendo uso de una red neuronal multicapa perceptrón y usando una validación cruzada selecciona las características más influyentes, estableciendo las reglas necesarias para poder detectar las características necesarias para poder predecir el rendimiento de los estudiantes. Basado en los métodos propuestos y el mismo conjunto de datos de este trabajo, Jayakameswaraiah y Ramakrishna (2014) compara los métodos de perceptrón multicapa, Naïve Bayes, SMO y J48 con el objetivo de obtener el mejor algoritmo de clasificación y predicción entre todos ellos. De todos los métodos comparados, el método de perceptrón multicapa obtuvo un *accuracy* de 75 %.

Borkar y Rajeswari (2013) sugiere un método de evaluación del rendimiento de los estudiantes usando reglas asociativas de minería de datos, estimando el resultado de los estudiantes basado en la asistencia a sus cursos y su avance académico. Basado en este trabajo, Shazmeen, Baig y Pawar (2013) evalúa el rendimiento de diferentes algoritmos de clasificación y análisis predictivo, proponiendo técnicas de preprocesamiento de datos para lograr mejores resultados.

Oskouei y Askari (2014) identifica que los factores que afectan el rendimiento de los estudiantes de primer semestre de la carrera de Ingeniería de Software de Irán e India, aplicando técnicas de clasificación y predicción para mejorar la precisión de las predicciones de los resultados de los estudiantes. Los resultados muestran que los factores de género, entorno familiar, nivel de educación de los padres, y el estilo de vida afectan el rendimiento académico de los estudiantes independiente del país.

Tal como se muestra en los antecedentes anteriores, las investigaciones en MDE se realizan mayoritariamente en aprendizaje *online* y en casos puntuales en educación superior, por lo que es limitada la información respecto a educación básica o media, específicamente en la predicción de errores y fracaso escolar. Para mayor información de trabajos relacionados con la MDE, consultar los siguientes *reviews* (Anoopkumar & Rahman, 2016; Dutt, Ismail & Herawan, 2017; Shahiri, Husain *et al.*, 2015; Sukhija, Jindal & Aggarwal, 2015).

2.3. MARCO DE INVESTIGACIÓN

En base al estado del arte, y a las tecnologías desarrolladas, se plantean las siguientes inquietudes (*research questions*, RQ):

RQ 1 ¿De qué manera se puede estimar durante el proceso de aprendizaje de competencias informacionales la influencia de diversos factores en el desempeño de búsqueda de la información de los estudiantes?

RQ 2 ¿En qué medida es posible detectar situaciones anormales de conducta, y determinar las causas que llevan a un estudiante a fallar durante el proceso de búsqueda de información?

RQ 3 ¿De qué manera se puede implementar un módulo de clasificación y predicción del desempeño de los estudiantes en la búsqueda de información en herramientas de apoyo de la alfabetización informacional para proporcionar una retro evaluación oportuna a estudiantes y docentes?

2.4. RESUMEN

Las competencias informacionales son un conjunto de habilidades asociadas al descubrimiento reflexivo de la información. Resulta fundamental comprender cómo la información se produce, evalúa, utiliza y comparte. Existen habilidades asociadas puntualmente a tareas de investigación, basadas en la indagación, desarrolladas en Internet (*online inquiry*) para encontrar, evaluar críticamente, sintetizar y comunicar la información de una manera correcta.

A partir de lo anterior, la revisión bibliográfica abarca diferentes enfoques. En primer lugar, se aprecia como la enseñanza de las competencias informacionales ha ido migrando de la educación superior a intervenciones en secundaria y en casos puntuales al sector primario. En segundo lugar, se describen estudios que en base a sistemas recopilan información indirecta de los estudiantes, por ejemplo, consultas realizadas en un motor de búsqueda, teclas presionadas, rastreo ocular, tareas de búsqueda, tiempos de permanencia o de respuestas y uso de sitios *web*, entre otras. En tercer lugar, es la minería de datos educacional, la cual permite explorar datos provenientes de diversas tecnologías educacionales para entender y evaluar habilidades, aprendizaje y por sobre todo comportamiento de los estudiantes. Finalmente, el cuarto enfoque, profundiza en los estudios realizados para predecir el desempeño de los estudiantes, mediante técnicas y algoritmos de minería de datos.

Finalmente, en base a la motivación que guía este estudio, se plantean ciertas preguntas que fundamentan la realización de este trabajo: ¿De qué manera se puede estimar durante el proceso de aprendizaje de competencias informacionales la influencia de diversos factores en el desempeño de búsqueda de la información de los estudiantes?, ¿En qué medida es posible detectar situaciones anormales de conducta, y determinar las causas que llevan a un estudiante a fallar durante el proceso de búsqueda de información?, y ¿De qué manera se puede implementar un módulo de clasificación y predicción del desempeño de los estudiantes en la búsqueda de información en herramientas de apoyo de la alfabetización informacional para proporcionar una retro evaluación oportuna a estudiantes y docentes?.

3. METODOLOGÍA

A través del presente capítulo se exponen los aspectos metodológicos implicados en el desarrollo de la componente de investigación de este trabajo, que es llevado a cabo mediante la metodología Descubrimiento de Conocimiento en Base de Datos (desde ahora en adelante KDD, las iniciales de *Knowledge Discovery in Databases*). En primer lugar, se detalla la metodología KDD y el uso de esta en el presente trabajo. Posteriormente, se presentan los datos utilizados para luego contextualizar la metodología para este trabajo. Finalmente, se explica el uso de las técnicas de minería de datos utilizadas para el presente trabajo.

3.1. DESCUBRIMIENTO DE CONOCIMIENTO EN BASE DE DATOS (KDD)

El Knowledge Discovery in Databases o KDD, es término ingresado por Usama Fayyad en los años 90's, el cual, se define como "*el proceso no trivial de identicar patrones novedosos, válidos, potencialmente útiles y descifrables en el conjunto de datos*" [33], siendo uno de los procesos más utilizados a nivel global, dada su generalidad en sus aplicable a distintas áreas, por ejemplo, "*marketing finanzas (inversiones especícamente), detección de fraude, manufactura, telecomunicaciones y agentes de internet*" [33], donde cada una tiene distinta connotación.

Este proceso consiste en 5 etapas que se describen a continuación [33]:

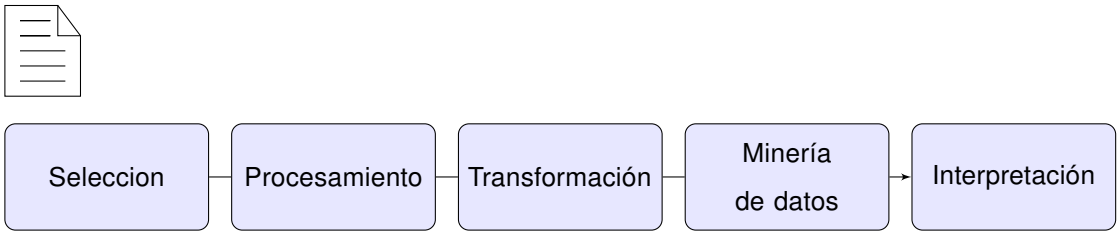
1. **Selección**: En esta etapa se escogen las variables a considerar en el proceso completo, por lo que incluye la identicación de los objetivos del estudio de minería de datos, desde el punto de vista del cliente como referencia fundamental del negocio, así como también, incluye la creación del conjunto de datos objetivos sobre los cuales se procede a integrarlos como la base de estudio en el proceso.

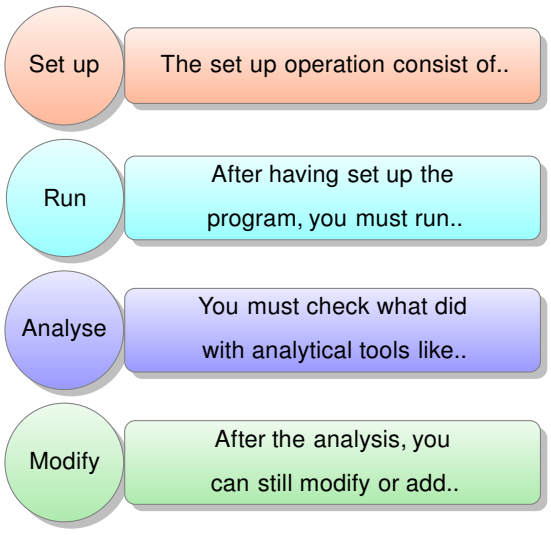
2. **Preprocesamiento**: En esta etapa, el análisis y limpieza de los datos, son las líneas principales a seguir. Es aquí donde se produce el tratamiento de valores sin información (datos incompletos en el caso de que no se pueda extraer su valor original) o ausentes (*missing*), los valores fuera de rango u *outliers* (donde se incluye el caso de valores incompleto en que sí se puede determinar el valor original). Para ello, se emplean distintas técnicas de imputación de datos que van desde un reemplazo simple (simple imputation) hasta un reemplazo múltiple (multiple imputation). Todos los tipos de valores presentados en esta etapa son denidos, posteriormente, en la sección tipos de datos.

3. **Transformación**: Aquí se generan nuevas variables (definiéndose ésta como un conjunto de datos que describen una característica determinada, lo que quiere decir que es un atributo de un producto o columna de una base de datos) utilizando diferentes técnicas, por ejemplo, el traspaso de una variable continua a una nominal (conceptos definidos en la sección tipos de datos), o de una variable nominal a una variable binomial, entre otras, para las cuales se pueden usar funciones discretas y continuas.

4. **Minería de datos**: Este paso en el proceso de KDD, consiste en la aplicación de análisis de datos para descubrir un algoritmo ad-hoc que "*bajo limitaciones computacionales aceptables, produzca una particular enumeración de patrones*" [33]. En esta etapa se selecciona el modelo a ocupar, bajo los supuestos que mantienen los objetivos primarios del estudio. Además, es en esta etapa en donde los algoritmos "aprenden" a partir de los datos, por lo que se ejecuta múltiples veces el "entrenamiento" del modelo [108].

5. **Interpretación y evaluación**:





3.2. SELECCIÓN DE DATOS

3.3. PREPROCESAMIENTO DE LOS DATOS

3.3.1. Limpieza de los datos

Coverage Effectiveness Razón entre la cobertura útil, páginas visitadas sobre 30 segundos, y el total de documentos visitados por un estudiante. Es un valor continuo entre 0 a 1, mientras más cercano a 1, mejor fue la efectividad de la cobertura respecto el universo de documentos, respecto al tiempo de permanencia. La Ecuación (3.1) muestra

$$CE = \frac{UsfCover}{TotalCover} \tag{3.1}$$

Query Effectiveness Razón existente entre la efectividad de la cobertura (fórmula anterior) y el total de consultas realizadas por un estudiante. Esta proporción da indicios del desempeño del estudiante en torno a la calidad de las consultas efectuadas, en base a la cantidad y eficacia. Sus valores también están en un intervalo continuo entre 0 a 1. La Ecuación (3.2) muestra

$$QE = \frac{CE}{countQ} \tag{3.2}$$

Search Score Calificación de los estudiantes que se expresa en una escala continua de 0 a 5 puntos. Es una razón entre la cobertura relevante y el total de páginas marcadas activas al final de la tarea. La Ecuación (3.3) muestra

$$Score = \frac{BMRelv}{ActBM} * 5 \tag{3.3}$$

3.4. TRANSFORMACIÓN DE LOS DATOS

3.5. MINERÍA DE DATOS

3.6. RESUMEN

4. DESARROLLO DE *SOFTWARE*

A través del presente capítulo se expone el desarrollo de *software* de apoyo a la experimentación llevado a cabo mediante la metodología de desarrollo de *software* Desarrollo Rápido de Aplicaciones (desde ahora en adelante RAD, las iniciales de *Rapid Application Development*). En primer lugar, se presenta la metodología de desarrollo de *software* donde se define brevemente en que se basa la construcción de la herramienta. En segundo lugar, se hace una definición conceptual de los aspectos básicos que debe cumplir el *software* desarrollado. Luego, se presenta el desarrollo de *software* desde el punto de vista de los prototipos construidos a razón de la metodología ocupada. Finalmente, se describe la arquitectura construida para la herramienta.

4.1. DESARROLLO RÁPIDO DE APLICACIONES (RAD)

La metodología utilizada en el desarrollo de *software* es la metodología RAD (*Rapid Application Development* o Desarrollo Rápido de Aplicaciones), la cual es una metodología de desarrollo que minimiza la planificación en favor de la creación rápida de prototipos. La planificación se realiza en cada iteración, permitiendo que el *software* se desarrolle más rápido y se tenga una mayor flexibilidad con los requisitos (Martin, 1991).

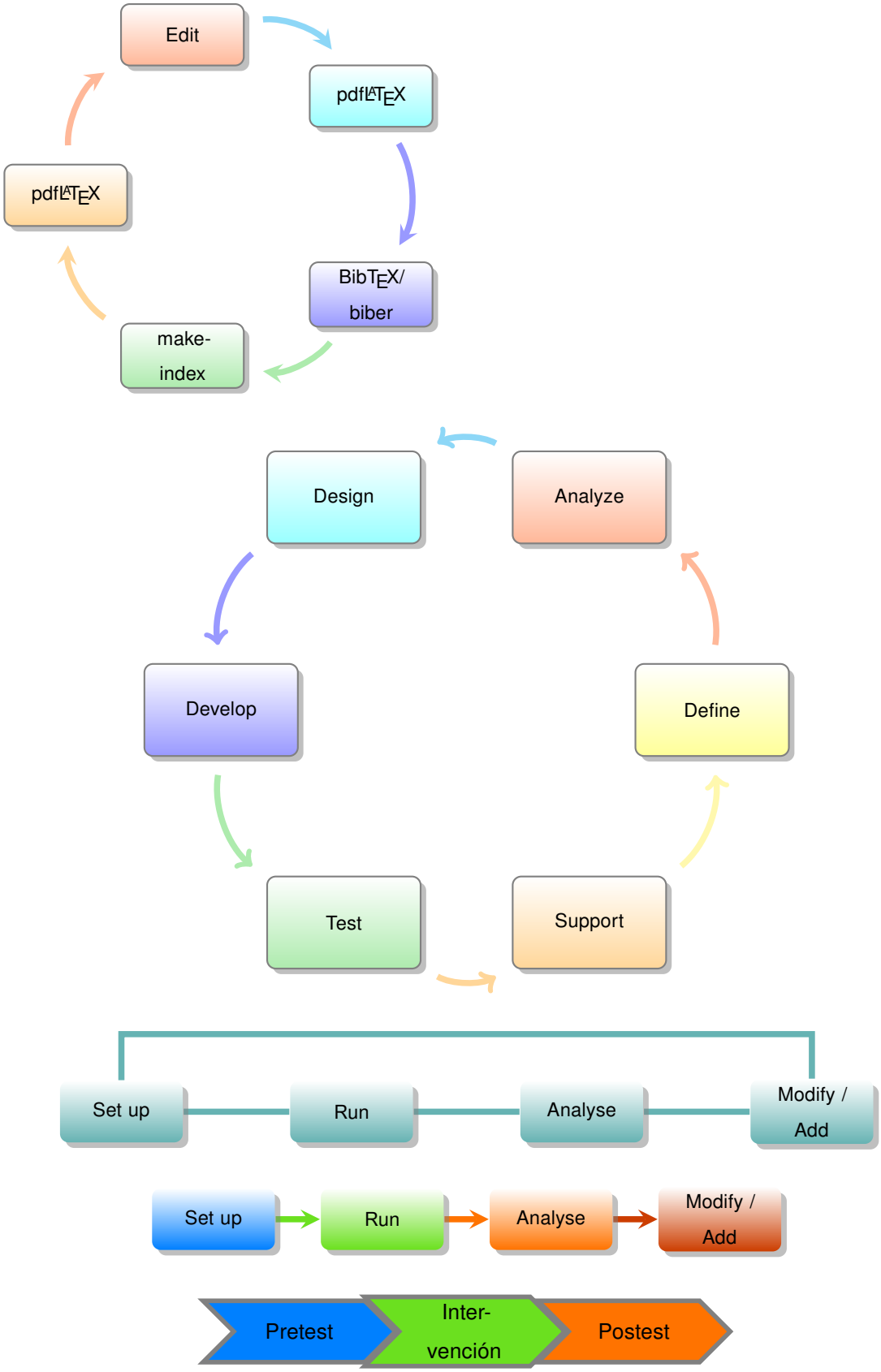
Utilizando RAD la planificación del desarrollo de *software* se intercala con la construcción del *software* en sí. La falta de una amplia pre-planificación general, permite que el *software* sea implementado expeditamente y hace que sea más fácil cambiar los requisitos. Cada iteración de RAD, se compone de cuatro etapas (Martin, 1991), las cuales se explican a continuación:

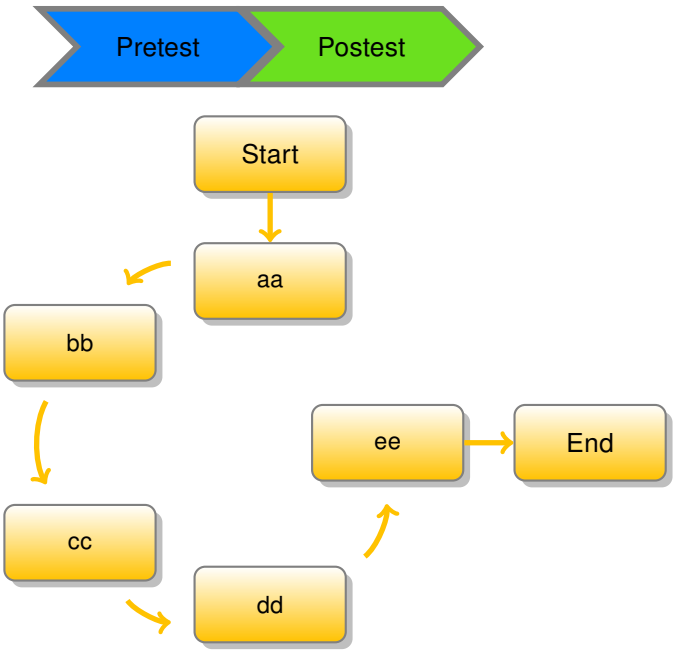
1. **Etapa de definición conceptual**: También conocida como “Planeación de requerimientos”, es la fase donde se definen las funciones del negocio y los alcances de la solución.

2. **Etapa de diseño funcional**: También conocida como “Diseño del usuario” es la fase donde se modela el sistema y sus procesos. Suelen utilizar herramientas CASE para realizar el modelado mencionado.

3. **Etapa de desarrollo**: También conocida como etapa de “Construcción”, es cuando se ejecuta el trabajo planificado en las etapas anteriores y hace el desarrollo propio del sistema.

4. **Etapa de despliegue**: También conocida como “Implementación” es cuando el prototipo es liberado y se entrega para la evaluación por parte del cliente.


Edit
pdfLaTeX
BibTeX/ biber
make- index
pdfLaTeX
Design
Analyze
Develop
Define
Test
Support
Set up
Run
Analyse
Modify / Add
Set up
Run
Analyse
Modify / Add
Pretest
Inter- vención
Postest



4.2. DEFINICIÓN CONCEPTUAL

4.2.1. Requerimientos de *software*

Requisitos funcionales

A continuación se presenta una lista de requerimientos funcionales que la aplicación debe cumplir.

RF1

RF2

RF3

RF4

RF5

Requisitos no funcionales

A continuación se presenta una lista de requerimientos no funcionales que la aplicación debe cumplir.

RNF1

RNF2

RNF3

RNF4

RNF5

4.3. ITERACIONES Y PROTOTIPOS

En esta oportunidad el rol de cliente recayó en el profesor guía de esta tesis, el Dr. Roberto González, quien decidió que aceptar, descartar o cambiar de cada uno de los prototipos de *software* que comprendió este desarrollo.

A continuación, se procede a explicar los cuatro prototipos implicados en el desarrollo, por temas de organización del contenido en el informe se habla de los aspectos finales del diseño y desarrollo del *software* para cada prototipo, entendiendo que este es un proceso iterativo e incremental donde se desarrolla en base a los avances de prototipos anteriores tal como se expone en la Tabla 4.1.

Tabla 4.1: Asociación entre tareas que componen el desarrollo y los prototipos realizados

Tareas/Prototipo	P1	P2	P3	P4
RF1	✓	✓	✓	✓
RF2		✓	✓	✓
RF3		✓		
RF4			✓	
RF5				✓
RNF1				✓
RNF2	✓	✓	✓	✓

Fuente: Elaboración propia, (2017)

4.3.1. Prototipo 1

4.3.2. Prototipo 2

4.3.3. Prototipo 3

4.3.4. Prototipo 4

4.4. ARQUITECTURA Y TECNOLOGÍAS

4.5. RESUMEN

Este capítulo presentó el proceso seguido durante la creación de la herramienta de *software* a medida implicada en este trabajo. Lo anterior mediante el seguimiento de una metodología ágil basada en RAD que comprendió la entrega de una serie de prototipos de *software* incrementales, que fueron implementando paulatinamente cada una de las funciones necesarias para cubrir los requerimientos derivados por el diseño experimental de este estudio.

En este proceso de desarrollo se definió conceptualmente la plataforma, exponiendo los requerimientos funcionales y no funcionales a cubrir. A partir de esto se inició un proceso iterativo de diseño y desarrollo donde se implementaron de manera progresiva las distintas funcionalidades de la plataforma, realizando un continuo proceso de retroalimentación entre el profesor guía y el tesista, para una constante refinación del *software* en términos de estética y funcionalidad en cada uno de los prototipos.

El desarrollo completo de la plataforma comprendió la entrega de cuatro prototipos incrementales, generando como resultado un *software*

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Abdullah, A., Malibari, A. & Alkhozae, M. (2014). Student's performance prediction system using multi agent data mining technique. *International Journal of Data Mining & Knowledge Management Process*, *4*(5), 1. (citado en página 20).

Akinola, O., Akinkunmi, B. & Alo, T. (2012). A data mining model for predicting computer programming proficiency of computer science undergraduate students. (citado en página 22).

Anoopkumar, M. & Rahman, A. M. Z. (2016). A review on data mining techniques and factors used in educational data mining to predict student amelioration. En *Data Mining and Advanced Computing (SAPIENCE), International Conference on* (pp. 122-133). IEEE. (citado en página 23).

Antunes, C. (2010). *Anticipating student's failure as soon as possible*. Chapman & Hall/CRC Press, New York, NY. (citado en página 21).

Association, A. L. *et al.* (2000). Information literacy competency standards for higher education. (citado en páginas 1, 11).

Baepler, P. & Murdoch, C. J. (2010). Academic analytics and data mining in higher education. *International Journal for the Scholarship of Teaching and Learning*, *4*(2), 17. (citado en página 20).

Bichsel, J. (2012). *Analytics in higher education: Benefits, barriers, progress, and recommendations*. EDUCAUSE Center for Applied Research. (citado en página 20).

Borkar, S. & Rajeswari, K. (2013). Predicting student's academic performance using education data mining. *International Journal of Computer Science and Mobile Computing (IJCSMC)*, *2*(7), 273-279. (citado en página 23).

Borkar, S. & Rajeswari, K. (2014). Attributes selection for predicting student's academic performance using education data mining and artificial neural network. *International Journal of Computer Applications*, *86*(10). (citado en página 22).

Carroll, J. M. (1997). Human-computer interaction: psychology as a science of design. *Annual review of psychology*, *48*(1), 61-83. (citado en página 10).

Chen, S. Y. & Liu, X. (2008). An integrated approach for modeling learning patterns of students in web-based instruction: A cognitive style perspective. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction (TOCHI)*, *15*(1), 1. (citado en página 20).

Council, N. R. *et al.* (2000). *Inquiry and the national science education standards: A guide for teaching and learning*. National Academies Press. (citado en página 11).

Dutt, A., Ismail, M. A. & Herawan, T. (2017). A systematic review on educational data mining. *IEEE Access*. (citado en página 23).

Eisenberg, M. B. & Berkowitz, R. E. (1990). *Information problem solving: The big six skills approach to library & information skills instruction.* ERIC. (citado en página 11).

Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G. & Smyth, P. (1996). From data mining to knowledge discovery in databases. *AI magazine*, *17*(3), 37. (citado en página 6).

González-Ibáñez, R. [R.], Gacitua, D., Sormunen, E. & Kiili, C. (2017). NEURONE: oNlinE inqUiRy experimentatiON systEm. En T. be included in Proceedings of the 80th Annual Meeting of the Association for Information Science & T. (2017) (Eds.). (citado en páginas 3, 18, 19).

Head, A. J. (2013). Project Information Literacy: What can be learned about the information-seeking behavior of today's college students? (citado en página 2).

Henrie, C. R., Halverson, L. R. & Graham, C. R. (2015). Measuring student engagement in technology-mediated learning: A review. *Computers & Education*, *90*, 36-53. (citado en página 19).

Hwang, G.-J., Tsai, P.-S., Tsai, C.-C. & Tseng, J. C. (2008). A novel approach for assisting teachers in analyzing student web-searching behaviors. *Computers & Education*, *51*(2), 926-938. (citado en página 19).

Jayakameswaraiah, M. & Ramakrishna, S. (2014). A study on prediction performance of some data mining algorithms. *International Journal*, *2*(10). (citado en página 22).

Kelly, D. *et al.* (2009). Methods for evaluating interactive information retrieval systems with users. *Foundations and Trends in Information Retrieval*, *3*(1–2), 1-224. (citado en página 10).

Kumar, M. *et al.* (2016). Predicting Students' Performance Using Classification Techniques in Data Mining. En *International Journal of Technology and Computing (IJTC)* (Vol. 2, *10 (October, 2016)*). Techlive Solutions. (citado en página 21).

Lahtinen, E., Ala-Mutka, K. & Järvinen, H.-M. (2005). A study of the difficulties of novice programmers. En *ACM Sigcse Bulletin* (Vol. 37, *3*, pp. 14-18). ACM. (citado en página 22).

Luan, J. (2002). Data mining and its applications in higher education. *New directions for institutional research*, *2002*(113), 17-36. (citado en página 17).

Marchionini, G. (2006). Toward human-computer information retrieval. *Bulletin of the American Society for Information Science and Technology*, *32*(5), 20-22. (citado en página 9).

Márquez-Vera, C., Cano, A., Romero, C. & Ventura, S. (2013). Predicting student failure at school using genetic programming and different data mining approaches with high dimensional and imbalanced data. *Applied intelligence*, *38*(3), 315-330. (citado en página 21).

Martin, J. (1991). *Rapid application development*. Macmillan Publishing Co., Inc. (citado en página 6).

Marzal, M. Á. & Saurina, E. (2015). Diagnóstico del estado de la alfabetización en información (ALFIN) en las universidades chilenas. *Perspectivas em Ciência da Informação*, *20*(2), 58-78. (citado en páginas 1, 18).

McConnell, S. (1996). *Rapid development: Taming wild software schedules*. Pearson Education. (citado en página 7).

Merceron, A. & Yacef, K. (2005). Educational data mining: A case study. En *AIED* (pp. 467-474). (citado en página 20).

Mining, T. E. D. (2012). Enhancing teaching and learning through educational data mining and learning analytics: An issue brief. En *Proceedings of conference on advanced technology for education*. (citado en página 17).

Moreno-Clari, P., Arevalillo-Herraez, M. & Cerveron-Lleo, V. (2009). Data analysis as a tool for optimizing learning management systems. En *Advanced Learning Technologies, 2009. ICALT 2009. Ninth IEEE International Conference on* (pp. 242-246). IEEE. (citado en página 21).

Morris, L. V., Wu, S.-S. & Finnegan, C. L. (2005). Predicting retention in online general education courses. *The American Journal of Distance Education*, *19*(1), 23-36. (citado en página 20).

OECD. (2015). Using Log-File Data to Understand What Drives Performance in PISA (Case Study). doi:http://dx.doi.org/10.1787/9789264239555-10-en. (citado en página 20)

Oskouei, R. J. & Askari, M. (2014). Predicting academic performance with applying data mining techniques (generalizing the results of two different case studies). *Computer Engineering and Applications Journal*, *3*(2), 79-88. (citado en página 23).

Powers, D. M. (2011). Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation. (citado en página 10).

Quintana, C., Zhang, M. & Krajcik, J. (2005). A framework for supporting metacognitive aspects of online inquiry through software-based scaffolding. *Educational Psychologist*, *40*(4), 235-244. (citado en página 11).

Ricardo, B. & Berthier, R. (2011). Modern Information Retrieval: the concepts and technology behind search second edition. *Addision Wesley*, *84*(2). (citado en página 9).

Romero, C. & 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. (citado en página 21).

Shah, C., Hendahewa, C. & González-Ibáñez, R. [Roberto]. (2016). Rain or shine? Forecasting search process performance in exploratory search tasks. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, *67*(7), 1607-1623. (citado en página 19).

Shahiri, A. M., Husain, W. *et al.* (2015). A review on predicting student's performance using data mining techniques. *Procedia Computer Science*, *72*, 414-422. (citado en página 23).

Shamsi, M. S. & Lakshmi, J. (2016). A Comparative Analysis of classification data mining techniques: Deriving key factors useful for predicting students performance. *arXiv preprint arXiv:1606.05735*. (citado en página 22).

Shazmeen, S. F., Baig, M. M. A. & Pawar, M. R. (2013). Performance evaluation of different data mining classification algorithm and predictive analysis. *IOSR Journal of Computer Engineering*, *10*(6), 01-06. (citado en página 23).

Sormunen, E., González-Ibáñez, R., Kiili, C., Leppänen, P., Mikkilä-Erdmann, M., Erdmann, N. & Escobar-Macaya, M. (2017). A Performance-based Test for Assessing Students' Online Inquiry Competences in Schools. En E. C. in Information Literacy (ECIL) (Ed.). (citado en páginas 2, 20).

Sukhija, K., Jindal, M. & Aggarwal, N. (2015). The recent state of educational data mining: A survey and future visions. En *MOOCs, Innovation and Technology in Education (MITE), 2015 IEEE 3rd International Conference on* (pp. 354-359). IEEE. (citado en página 23).

Tu, Y.-W., Shih, M. & Tsai, C.-C. (2008). Eighth graders' web searching strategies and outcomes: The role of task types, web experiences and epistemological beliefs. *Computers & Education*, *51*(3), 1142-1153. (citado en página 19).

Urra, M. C. V. & Castro, S. O. (2016). Alfabetización en información: Estudio de su impacto en estudiantes de último año del pregrado de las facultades de educación y ciencias naturales y exactas en la Universidad de Playa Ancha de Ciencias de la Educación, 20-40. (citado en páginas 1, 18).

Weiner, S. A. (2014). Who teaches information literacy competencies? Report of a study of faculty. *College Teaching*, *62*(1), 5-12. (citado en página 1).

5. ANOTHER APPENDIX CHAPTER

Como se puede apreciar en la Tabla 5.1.

Tabla 5.1: Ejemplo de una tabla

header1	header2	header3
1	2	3
4	5	6
7	8	9

Fuente: Elaboración propia, (2017)

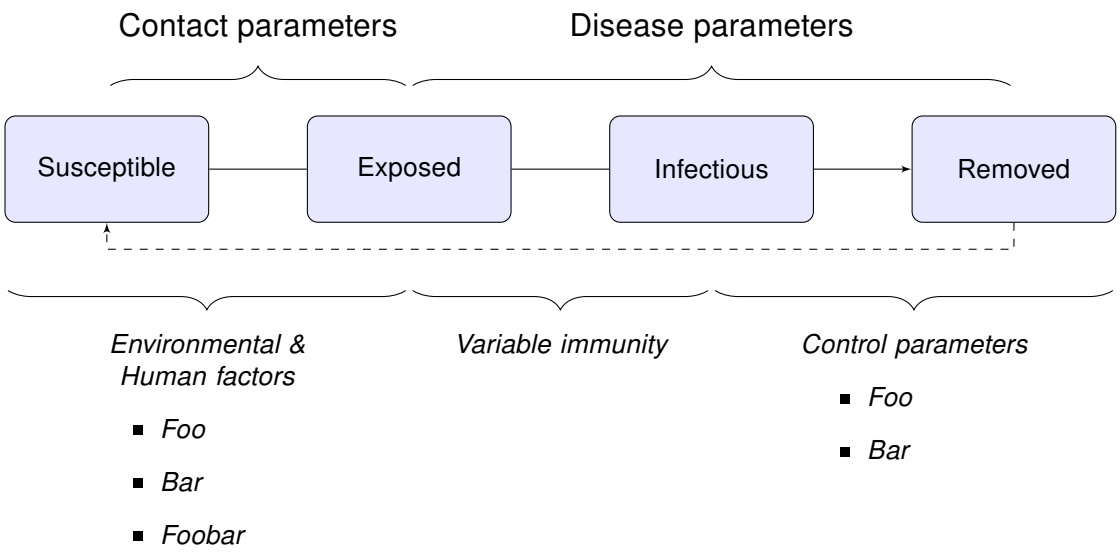
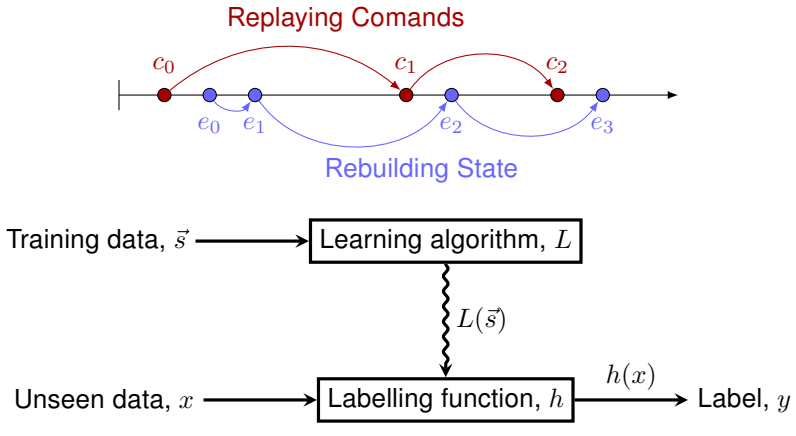
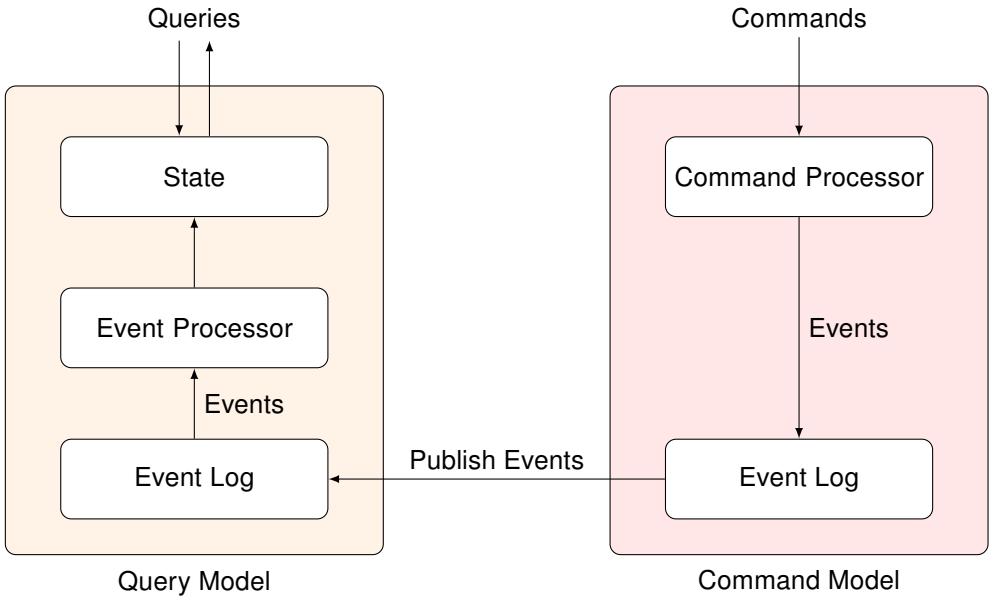
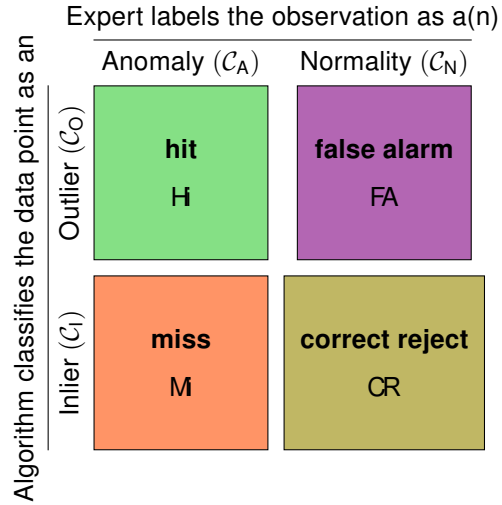
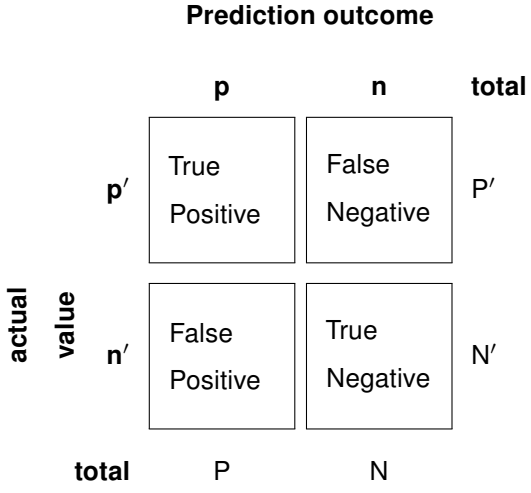


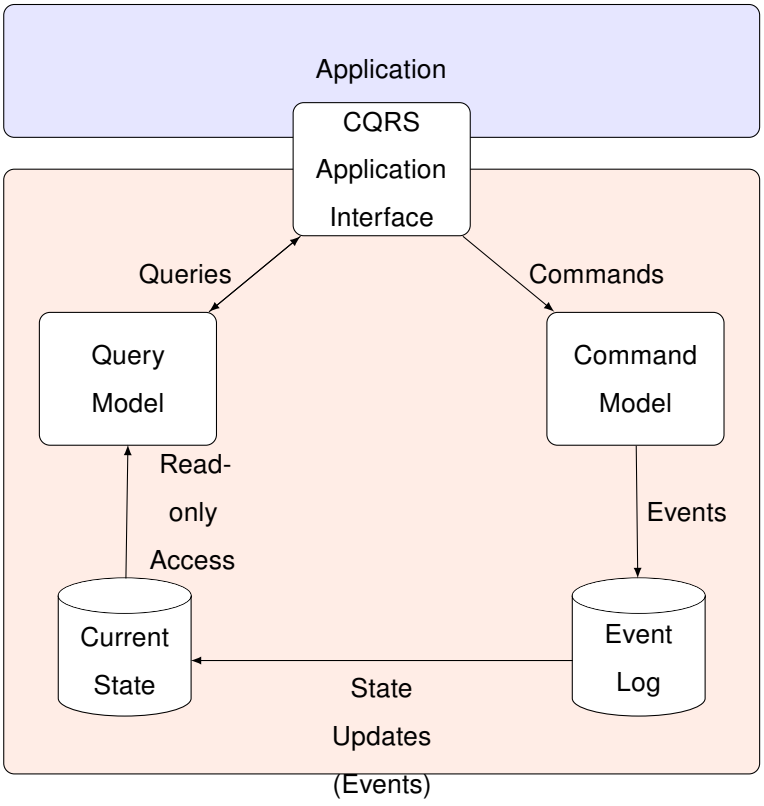
Figura 5.1: Flowchart of fundamental disease transmission mechanisms

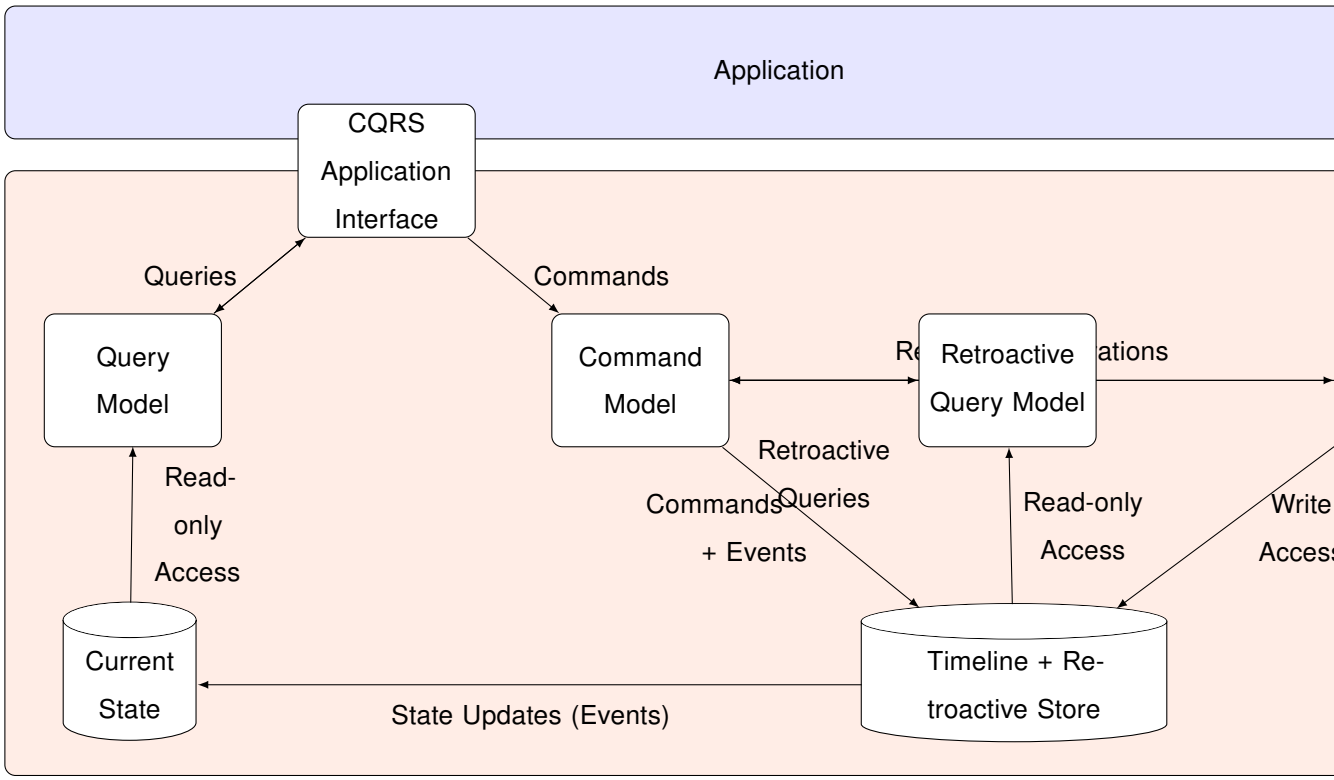



Queries
Commands
State
Command Processor
Event Processor
Events
Events
Event Log
Publish Events
Event Log
Query Model
Command Model


Expert labels the observation as a(n)
Anomaly ($\mathcal{C}_A$)
Normality ($\mathcal{C}_N$)
Algorithm classifies the data point as an
Outlier ($\mathcal{C}_O$)
Inlier ($\mathcal{C}_I$)
hit
Hi
false alarm
FA
miss
Mi
correct reject
CR


Prediction outcome
p
n
total
p′
True Positive
False Negative
P′
actual value
n′
False Positive
True Negative
N′
total
P
N


Application
CQRS
Application
Interface
Queries
Commands
Query
Model
Command
Model
Read-
only
Access
Events
Current
State
Event
Log
State
Updates
(Events)


Application
CQRS
Application
Interface
Queries
Commands
Query
Model
Command
Model
Retroactive
Query Model
Retroactive
Queries
Commands
+ Events
Read-only
Access
Read-
only
Access
Current
State
Timeline + Re-
troactive Store
State Updates (Events)
eventually consistent
always consistent

	ml			kdd		
Feature	knn	ddpw	dds	vdd	lof	loci
Estimate local density	✓			✓	✓	
Estimate global density		✓				
Domain based			✓			