

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**

Propuesta de Tesis

Nombre: Gonzalo Javier Martinez Ramirez

R.U.T.: 18.045.598-1

Año Ingreso: 2010

Teléfono: (+56) 9 96112973

E-mail: gonzalo.martinez@usach.cl

Profesor patrocinador: Roberto Ignacio González Ibañez

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, y, 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 comportamiento 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 un feedback en tiempo real.

La investigación será guiada por la metodología KDD con el fin de descubrir patrones en los datos que permitan la creación de un modelo de predicción del comportamiento de búsqueda. Además, para apoyar el proceso de investigación, se desarrollará una plataforma que funcione como extensión de la plataforma NEURONE (*oNlinE inqUiry expeRimentatiON systEm*). La plataforma propuesta alimentará y perfeccionará el modelo de predicción y entregará predicciones en tiempo real. Esta plataforma se guiará bajo la metodología RAD (*Rapid Application Development*) la cual se orienta a un desarrollo iterativo e incremental para la rápida construcción de prototipos de *software*.

TABLA DE CONTENIDOS

Capítulo 1. Objetivos y alcances de la solución	1
1.1 Objetivo general	1
1.2 Objetivos específicos	1
Capítulo 2. Descripción del problema	2
2.1 Motivación	2
2.2 Revisión de la literatura	3
2.2.1 Marco conceptual	3
2.2.2 Estado del arte	4
2.3 Definición del problema	6
Capítulo 3. Descripción de la solución propuesta	7
3.1 Características de la solución	7
3.2 Propósito de la solución	8
3.3 Alcances y limitaciones de la solución	8
Capítulo 4. Metodología, herramientas y ambiente de desarrollo	10
4.1 Metodología a usar	10
4.1.1 Metodología usada en la investigación	10
4.1.2 Metodología usada para el desarrollo	10
4.2 Herramientas de desarrollo	11
4.2.1 Herramientas de <i>hardware</i>	11
4.2.2 Herramientas de <i>software</i>	12
4.3 Ambiente	12
Capítulo 5. Plan de trabajo	13
Referencias bibliográficas	17

ÍNDICE DE TABLAS

5.1. Plan de trabajo propuesto.	13
---	----

ÍNDICE DE FIGURAS

3.1. Proceso de búsqueda de información de un estudiante.	7
3.2. Ciclo de construcción y perfeccionamiento del modelo.	8

CAPÍTULO 1. OBJETIVOS Y ALCANCES DE LA SOLUCIÓN

1.1. OBJETIVO GENERAL

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

1.2. 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 (oNlinE inqUiry expeRimentatiON systEm).
3. Definir las características de comportamiento de búsqueda de los estudiantes para la construcción de modelos predicción.
4. Comparar, seleccionar e implementar algoritmos de minería de datos, para la construcción de modelos de predicción.
5. Implementar los modelos de predicción del comportamiento de búsqueda en línea de estudiantes de básica.
6. Implementar y evaluar una plataforma de enseñanza de competencias informacionales, la cual en base a los datos provistos por NEURONE prediga el desempeño de búsqueda de un estudiante.

CAPÍTULO 2. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

2.1. 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 Urrea 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. 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 (Urrea & Castro, 2016).

A través de encuestas a estudiantes universitarios, Head (2013, p. 475) establece que al momento de realizar investigaciones el 84 % de los estudiantes universitarios utiliza como fuente primaria de búsqueda Wikipedia² 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.

¹Traducción libre.

²<https://es.wikipedia.org/>

A partir de los argumentos anteriormente expuestos, respecto a la enseñanza de competencias de alfabetización informacional, se puede ver 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 con el objetivo de estudiar sus patrones de comportamiento y ofrecer modelos curriculares adecuados respecto al tema (Sormunen *et al.*, 2017).

2.2. REVISIÓN DE LA LITERATURA

Esta sección tiene como objetivo entregar las bases teóricas, conceptuales y empíricas que soportan el desarrollo de esta investigación. En primer lugar, se presenta el marco conceptual donde se entregan las definiciones y conceptos necesarios para abordar esta investigación. Finalmente, se presenta el estado del arte relacionado con el tema.

2.2.1. Marco conceptual

Alfabetización informacional

La alfabetización informacional (conocida en inglés *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”⁴ (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.

Competencias de investigación en línea

Se definen las competencias de investigación (*inquiry skills* 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”⁵ (Council *et al.*, 2000, p. 13). En base a este concepto nacen las competencias de investigación

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

⁴Traducción libre.

⁵Traducción libre.

en línea (conocidas en inglés como *online inquiry skills*), 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).

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 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”⁶. Actualmente, los usos más generales que se le están dando a la MDE básicamente se enfocan en mejorar la estructura del conocimiento y determinar el apoyo pedagógico.

2.2.2. Estado del arte

Usos de la minería de datos educacional

Actualmente, la aplicación de MDE se 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 desarrollo un sistema de alerta académica temprana para saber el desempeño de los estudiantes (Baepler & Murdoch, 2010).

⁶Traducción libre.

Técnicas utilizadas en la minería de datos educacional

Dutt, Aghabozrgi, Ismail y Mahroeian (2015) consolida las variantes de algoritmos de clustering aplicados al contexto de MDE. Además, simplifica el diseño los sistemas que aprenden de los datos, utilizando técnicas y algoritmos de minería de datos, tales como, clustering, clasificación y predicción.

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 un feedback a los alumnos.

Akinola, Akinkunmi y Alo (2012) aplica técnicas de minería de datos aplicados a estudiar el rendimiento de estudiantes de educación universitaria en cursos de programación. Los resultados demuestran que el conocimiento a priori de física y matemáticas influye de forma positiva en el rendimiento en la programación. En este mismo contexto, 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. De este estudio, se obtuvo las dificultades que sufren los estudiantes al momento de enfrentar tareas de programación.

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. Jayakameswaraiah y Ramakrishna (2014) aplica los mismos métodos propuestos por Borkar y Rajeswari (2014).

Abdullah, Malibari y Alkhozai (2014) realiza un sistema de predicción del rendimiento de los estudiantes basado en la actividad actual, y mediciones anteriores, clasificando cuáles estudiantes rendirán bien, y los que no.

Identificación de factores

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. Shazmeen, Baig y Pawar (2013) evalúa el rendimiento de diferentes algoritmos de clasificación y análisis predictivo, basado en el trabajo de Borkar y Rajeswari (2013) y propone técnicas de preprocesamiento de datos para lograr mejores resultados.

Oskouei y Askari (2014) identifica los factores que afectan el rendimiento de los estudiantes en diferentes países, y aplica 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 (Márquez-Vera, Cano, Romero & Ventura, 2013). 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. DEFINICIÓN DEL PROBLEMA

El proceso de búsqueda de información involucra diferentes procesos cognitivos, habilidades, variables de comportamiento y entorno de una persona. 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 los alumnos.

A partir de lo señalado anteriormente, 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 diversos factores en el desempeño de los estudiantes?

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

RQ 3 : ¿En qué medida una implementación tecnológica que anticipe el desempeño de búsqueda puede ayudar al docente a tomar medidas que beneficien el proceso de búsqueda de información del estudiante?

CAPÍTULO 3. DESCRIPCIÓN DE LA SOLUCIÓN PROPUESTA

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 del desempeño de búsqueda de los estudiantes de enseñanza básica en un curso de alfabetización informacional, específicamente en el tema de investigaciones en línea¹ (*online inquiry*).

Los datos son recopilados y almacenados por NEURONE, estos datos provienen de registros del proceso de buscar 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.

La información de los estudiantes y el resultado de las evaluaciones definen una buena o mala navegación. La plataforma en particular debe predecir de forma continua el desempeño de los estudiantes a partir de su comportamiento de búsqueda de información actual.

El módulo propuesto hará uso de Spark, el cual 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 describe en la Figura 3.1, donde el modelo está en una continua optimización.

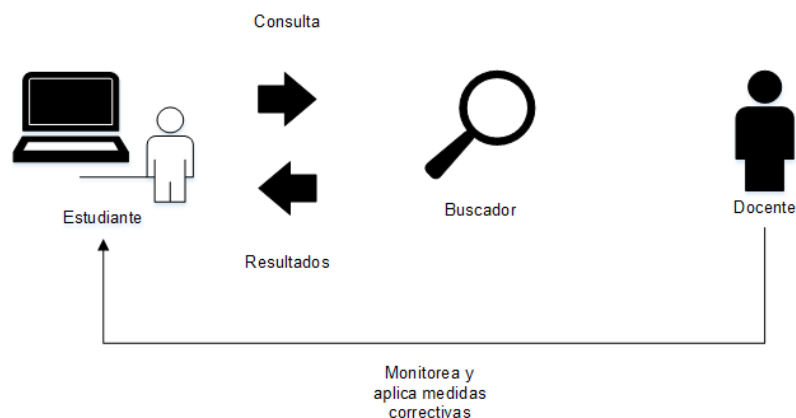


Figura 3.1: Proceso de búsqueda de información de un estudiante.
Fuente: Elaboración propia, (2017).

¹ Traducción libre.

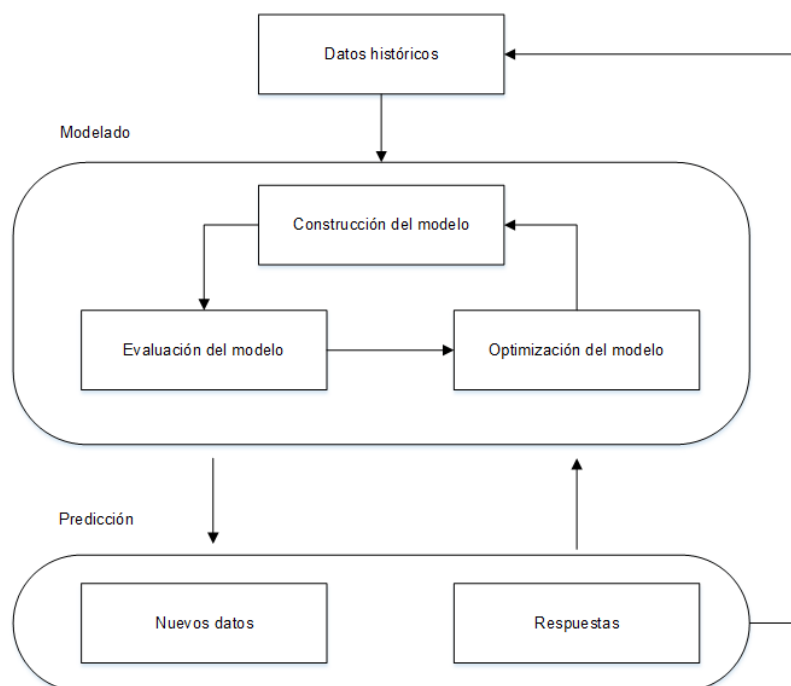


Figura 3.2: Ciclo de construcción y perfeccionamiento del modelo.
Fuente: Elaboración propia, (2017).

3.2. PROPÓSITO DE LA SOLUCIÓN

El propósito de la solución consiste en proveer evaluaciones de rendimiento 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. Tal como se ve en la Figura 3.2, 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 comportamiento 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.

3.3. ALCANCES Y LIMITACIONES DE LA SOLUCIÓN

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

CAPÍTULO 4. METODOLOGÍA, HERRAMIENTAS Y AMBIENTE DE DESARROLLO

4.1. METODOLOGÍA A USAR

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 será 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 será 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. Para mayor información sobre las metodologías a ocupar, ver ANEXO B.

4.1.1. Metodología usada en la investigación

Respecto a la componente de investigación, esta será 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.

4.1.2. 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).

4.2. HERRAMIENTAS DE DESARROLLO

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

4.2.1. 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 DigitalOcean¹.

¹<https://www.digitalocean.com/>

4.2.2. Herramientas de *software*

En cuanto herramientas *software*, el desarrollo se llevará a cabo en la distribución GNU/Linux Debian en su versión 9.0. El modelo se llevará a cabo en Spark ML². 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 L^AT_EX para el documento escrito.

4.3. AMBIENTE

El ambiente de desarrollo del presente proyecto será tanto en el domicilio particular del candidato a tesista, como también en el Departamento de Ingeniería Informática de la Universidad de Santiago de Chile, específicamente, en el laboratorio de sistemas colaborativos.

Después de finalizar cada iteración, la retroalimentación a este proyecto es ofrecida por miembros del equipo de investigación del proyecto iFuCo y el profesor guía, quien además, brinda apoyo en aspectos tecnológicos y metodológicos. Finalmente, el equipo de desarrollo de este trabajo de tesis es unipersonal, con colaboración en fundamentos teóricos de otros tesistas y memoristas involucrados en el proyecto.

²<https://spark.apache.org/>

CAPÍTULO 5. PLAN DE TRABAJO

El presente proyecto contempla 612 horas de trabajo efectivas y se realizará en el transcurso del segundo semestre del año 2017, el cual se inicia el 7 de agosto y termina el 7 de diciembre del presente año contemplando 16 semanas de trabajo. Se dispone como día de trabajo todos los días hábiles de la semana, y un horario de trabajo desde las 9:00 hasta las 18:00 hrs considerando una hora de descanso.

El plan de trabajo propuesto se muestra en la Tabla 5.1, dada las metodologías empleadas las actividades se realizan de forma secuencial. Cabe destacar que a la fecha de entrega de este informe, el alumno candidato a tesista ya ha avanzado el estado del arte e investigación de tecnologías.

Tabla 5.1: Plan de trabajo propuesto.
Fuente: Elaboración propia, (2017).

Actividad	Duración (HH)
Actualización del estado del arte centrado en trabajos recientes	54
Exploración, preprocesamiento y transformación de los registros del proceso de búsqueda de información obtenidos por NEURONE	162
Definición de las características para la construcción de modelos de predicción del desempeño de búsqueda de estudiantes	54
Comparación y selección de los algoritmos y/o técnicas de minería de datos para la construcción de modelos	54
Validación de los algoritmos y/o técnicas con datos conocidos	270
Evaluación de los modelos construidos utilizando métricas de desempeño	108

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abdullah, A., Malibari, A. & Alkhozai, M. (2014). Student's performance prediction system using multi agent data mining technique. *International Journal of Data Mining & Knowledge Management Process*, 4(5), 1. (ver pág. 5).
- Akinola, O., Akinkunmi, B. & Alo, T. (2012). A data mining model for predicting computer programming proficiency of computer science undergraduate students. (ver pág. 5).
- 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. (ver pág. 6).
- Association, A. L. *et al.* (2000). Information literacy competency standards for higher education. (ver págs. 2, 3).
- 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. (ver pág. 4).
- Bichsel, J. (2012). *Analytics in higher education: Benefits, barriers, progress, and recommendations*. EDUCAUSE Center for Applied Research. (ver pág. 4).
- 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. (ver pág. 5).
- 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). (ver pág. 5).
- Council, N. R. *et al.* (2000). *Inquiry and the national science education standards: A guide for teaching and learning*. National Academies Press. (ver pág. 3).
- Dutt, A., Aghabozrgi, S., Ismail, M. A. B. & Mahrooeian, H. (2015). Clustering algorithms applied in educational data mining. *International Journal of Information and Electronics Engineering*, 5(2), 112. (ver pág. 5).

- Dutt, A., Ismail, M. A. & Herawan, T. (2017). A systematic review on educational data mining. *IEEE Access*. (ver pág. 6).
- Eisenberg, M. B. & Berkowitz, R. E. (1990). *Information problem solving: The big six skills approach to library & information skills instruction*. ERIC. (ver pág. 4).
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G. & Smyth, P. (1996). From data mining to knowledge discovery in databases. *AI magazine*, 17(3), 37. (ver pág. 10).
- González-Ibáñez, 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.). (ver pág. 7).
- Head, A. J. (2013). Project Information Literacy: What can be learned about the information-seeking behavior of today's college students? (ver pág. 2).
- Jayakameswaraiah, M. & Ramakrishna, S. (2014). A study on prediction performance of some data mining algorithms. *International Journal*, 2(10). (ver pág. 5).
- 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. (ver pág. 5).
- Luan, J. (2002). Data mining and its applications in higher education. *New directions for institutional research*, 2002(113), 17-36. (ver pág. 4).
- 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. (ver pág. 6).
- Martin, J. (1991). *Rapid application development*. Macmillan Publishing Co., Inc. (ver pág. 10).
- 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. (ver pág. 2).
- McConnell, S. (1996). *Rapid development: Taming wild software schedules*. Pearson Education. (ver pág. 11).

- Merceron, A. & Yacef, K. (2005). Educational data mining: A case study. En *AIED* (pp. 467-474). (ver pág. 5).
- 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*. (ver pág. 4).
- 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. (ver pág. 4).
- 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. (ver pág. 6).
- 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. (ver pág. 4).
- 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. (ver pág. 6).
- 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. (ver pág. 5).
- 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.). (ver pág. 3).
- 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. (ver pág. 6).
- 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. (ver pág. 2).

Weiner, S. A. (2014). Who teaches information literacy competencies? Report of a study of faculty. *College Teaching*, 62(1), 5-12. (ver pág. 2).