UNIVERSIDAD PERUANA DE CIENCIAS APLICADAS

FACULTAD DE INGENIERÍA

PROGRAMA DE INGENIERÍA DE SISTEMAS DE INFORMACIÓN

**TÉCNICAS DE INFERENCIAS, PREDICCIÓN Y
MINERÍA DE DATOS**

TESIS

Para optar el título profesional de Ingeniero de Sistemas de Información

AUTORES

Apolaya Torres, Carlos Humberto (0000-0002-4867-3058)

Espinosa Diaz, Adolfo (0000-0001-9803-6084)

ASESOR

Pérez Pichis, Roy (0000-0003-0609-0257)

Lima, 23 de Agosto 2018

Resumen Ejecutivo

En el primer capítulo, se describe la problemática que se quiere solucionar y se detalla los objetivos específicos que aportan al cumplimiento del objetivo general y el alcance del proyecto.

En el segundo capítulo, se definen los conceptos básicos más importantes como *Data Mining* y *Machine Learning*, los cuales están relacionados al tema de estudio de la investigación.

En el tercer capítulo, se encuentra el Estado del Arte, en el cual se revisará la investigación previa relacionada al proyecto indicando el rubro en el que fue implementado. Esto permite entender cómo se encuentra el tema investigado en la actualidad y tener una visión más clara de lo que se puede desarrollar.

En el cuarto capítulo, se describe el desarrollo del proyecto, la metodología a utilizar, se detalla las fases de dicha metodología y el proceso a seguir para la correcta implementación del modelo utilizando árboles de decisión y la metodología *Knowledge Discovery in Databases* (KDD).

En el quinto capítulo se detalla cómo se obtuvo un porcentaje de error de predicción de aproximadamente 9.13%, las pruebas realizadas y recomendaciones. Así como también las propuestas de continuidad del proyecto enfocados en la mejora del modelo de predicción. Finalmente, en el sexto capítulo se describen los resultados finales en la gestión propia del proyecto, en los aspectos de Resultado Final y las Gestiones de alcance, tiempo, comunicación, recursos humanos y riesgos.

Palabras Clave— Minería de Datos, Aprendizaje por Computadora, Algoritmo de árboles de decisión, Descubrimiento de Conocimiento en Bases de Datos, Validación Cruzada

Abstract

In the first chapter, it describes the problem to be solved and it details the specific objectives that contribute to the fulfillment of the general objective and the scope of the project. In the second chapter, the most important basic concepts like Data Mining and Machine Learning are defined, which are related to the subject of research study.

In the third chapter, there is the State of Art, in which the previous research related to the project will be reviewed indicating the area in which it was implemented. This allows us to understand how the subject is currently investigated and to have a clearer vision of what can be developed.

In the fourth chapter, we describe the development of the project, the methodology to be used, details the phases of the methodology and the process to be followed for the correct implementation of the model using decision trees and the Knowledge Discovery in Databases (KDD) methodology.

The fifth chapter details how we obtained a prediction error rate of approximately 9.13%, the tests performed and recommendations. As well as proposals for project continuity focused on improving the prediction model.

Finally in the sixth chapter, the final results are described in the project's own management, in the aspects of Final Result and the Outreach, Time, Communication, Human Resources and Risk Management.

Keywords— Data Mining, Machine Learning, Decision Tree Algorithm, Knowledge Discovery in Databases, Cross-Validation.

Tabla de Contenidos

CAPÍTULO 1: Descripción del Proyecto	10
Objeto de Estudio	11
Dominio del Problema	11
Motivación a la Investigación.....	11
Objetivos de la Investigación.....	12
Objetivo General.....	12
Objetivos Específicos	12
Indicadores de Éxito	13
Planificación del Proyecto	13
Alcance	13
Plan de Gestión del Tiempo.....	14
Plan de Gestión de Recursos Humanos	16
Plan de Comunicaciones	19
1.6.6 Plan de Gestión de Riesgos.....	20
CAPÍTULO 2: Marco Teórico.....	23
Data Mining	24
Proceso de Negocio	24
Patrones y Reglas.....	25
Ciclo del Data Mining	25
Estilos de Data Mining	26
Machine Learning	27
Tipos de Algoritmos	28
Técnicas de Entrenamiento	30
Técnicas de Validación.....	33
Cuadro comparativo entre Machine Learning y Data Mining	37
CAPÍTULO 3: Estado del Arte.....	39
Resumen de los casos de éxito en la implementación de Data Mining	40
Recommendation in Higher Education Using Data Mining Techniques (2009).....	40
A case Study: Data Mining Applied to Student Enrollment (2010)	42

Data Mining Applications: A comparative Study for Predicting Student's performance (2012).....	43
Mining Student Data Using Decision Trees (2006)	43
Uncovering Hidden Information within University's Student Enrollment Data Using Data Mining (2009).....	44
A Data Mining Approach to Recommend Learning Paths based on Academic Performance	44
CAPÍTULO 4: Desarrollo del Proyecto	47
Selección, Transformación y Depuración de data:	48
Extracción de la data.....	49
Diagrama de la base de datos.....	49
Depuración, Selección y Transformación de data	50
Normalización de la data	50
Agregación de la data	51
Generación de la data.....	52
4.3.4 Data Mining	53
CAPÍTULO 5: Continuidad del Proyecto.....	57
Resultados de la Ejecución del Proyecto	58
Propuesta de Continuidad	63
Resumen de lo obtenido.....	63
Excepciones al Modelo	65
CAPÍTULO 6: Gestión del Proyecto	67
Producto final.....	68
Gestión del Tiempo	68
Gestión de los Recursos Humanos	69
Gestión de Comunicaciones	70
Gestión de los Riesgos	70
Lecciones aprendidas	71
CONCLUSIONES	72
Bibliografía	73

Listado de Ilustraciones

Ilustración 1: Estructura organizacional del proyecto – Ciclo 2014-II.....	16
Ilustración 2: Guía de almacenamiento de documentos– MINDATA ONEDRIVE	20
Ilustración 3: Ciclo de Vida de <i>Data Mining</i>	26
Ilustración 4: tareas por técnica	27
Ilustración 5: aprendizaje supervisado 1	28
Ilustración 6: aprendizaje supervisado 2	29
Ilustración 7: regresión lineal	31
Ilustración 8: kaggle	32
Ilustración 9: python	32
Ilustración 10: Healint	33
Ilustración 11 Arquitectura del sistema de recomendación	41
Ilustración 12 Diagrama de flujo del sistema de recomendación	42
Ilustración 13 Enrollment System Architecture	45
Ilustración 14 Entity Relationship Model.....	45
Ilustración 15 Diagrama de BD	50
Ilustración 16 Matriz de Confusión	55
Ilustración 17 Diagrama de Dependencia	58
Ilustración 18 Ciclos Errados	59
Ilustración 19 Cantidad de errores por nota	63

Listado de Tablas

Tabla 1 Causas - Problema	11
Tabla 2 Indicadores de Éxito	13
Tabla 3 Hitos del proyecto	16
Tabla 4 Roles y responsabilidades	17
Tabla 5 Stakeholders	18
Tabla 6 Riesgos	22
Tabla 7 Diferencias DM y ML-Fuente: Elaboración Propia	38
Tabla 8 Normalización	51
Tabla 9 Campos Agregados	52
Tabla 10 Generación de Data	53
Tabla 19 Variables escogidas	54
Tabla 20 Matriz de confusión	55
Tabla 21 Formula Porcentaje de Error	58
Tabla 22 Resultados Matriz de Confusión	59
Tabla 23 Porcentaje de error hallado	59
Tabla 24 Porcentaje de error por ciclo	60
Tabla 25 Porcentaje de error acumulativo	61
Tabla 26 Segundo resultados Matriz de Confusión	61
Tabla 27 Segundo porcentaje de error hallado	62
Tabla 28 Comparativo Porcentaje de Error	62
Tabla 26 Variables modificadas	64
Tabla 29 Hitos del Proyecto	69

Introducción

Es muy frecuente escuchar el término *Data Mining* o minería de datos, pues se usa para descubrir patrones en grandes volúmenes de datos que en la actualidad son necesarios para tomar decisiones dado que el uso de internet, redes sociales, almacenamiento en la nube, se encuentran en auge. Para lograr analizar la data generada día a día, se utilizan técnicas de *Data Mining* que ayudan a encontrar patrones que no se lograría de otra forma.

No solo es aplicado al estudio de datos en las redes sociales, sino también en diferentes rubros como lo son la seguridad ciudadana, medicina, ventas, etc. Uno de estos rubros es la educación, en la cual va creciendo la demanda por centros de estudios, ya que en la sociedad peruana tener estudios superiores es la forma más viable para conseguir una mejor forma de vida. Y dado la gran competencia del mercado limeño en el que todas las universidades quieren captar la mayor cantidad de alumnos con sus propuestas en las currículas de sus carreras, es necesario buscar nuevas mejoras, con herramientas más complejas que ayuden a interpretar los resultados de los alumnos y las tendencias del mercado para lograr sobresalir.

El proyecto será desarrollado en dos ciclos académicos. La primera parte tratará sobre un estudio de las principales técnicas y mecanismos de *Machine Learning* utilizados para la resolución de *Data Mining*. Estas técnicas serán evaluadas con la finalidad de documentar las ventajas y desventajas que presentan para cada tipo de dato.

La segunda parte, en base a la información y conocimientos adquiridos, se procederá a clasificar las distintas técnicas de *Data Mining* con la finalidad de crear una matriz de referencia. Para luego escoger la más adecuada y aplicarla al rubro de la educación superior en la que se planteara un modelo basado en la metodología escogida luego del estudio realizado. Dicho modelo debe cumplir con lo investigado y lograr predecir un resultado con un porcentaje de error menor que los encontrados a lo largo de la investigación.

A lo largo del proyecto se están contemplando los siguientes entregables: *Project Charter*, un plan de trabajo, *paper* de investigación, matriz de referencias y memoria del proyecto, los cuales serán evaluados y aprobados por el comité de proyecto y el cliente.

Por último, en el presente documento están considerados los principales riesgos del proyecto y los planes para mitigarlos. Así como también las suposiciones y restricciones que se están asumiendo en el proyecto.\

CAPÍTULO 1: Descripción del Proyecto

El presente capítulo describe la problemática que se quiere solucionar. Por otro lado, se detalla los objetivos específicos que aportan al cumplimiento del objetivo general y el alcance del proyecto. Finalmente, se presenta los entregables del proyecto, los responsables, la comunicación entre los responsables y los riesgos identificados ordenados por prioridad.

Objeto de Estudio

El objetivo de estudio de este proyecto es identificar las principales características de las principales técnicas y metodologías de *Data Mining* y *Machine Learning* con el fin de clasificarlas y luego proponer un modelo que pueda ser aplicado al rubro de la educación superior en el Perú. Esto quiere decir que en base a la investigación realizada se podrá elegir que técnica y metodología es la óptima según se necesite.

Dominio del Problema

El problema de estudio de investigación se logra identificar a partir de las siguientes causas:

Causas	Problema
Existe un crecimiento de la data que se genera por cada alumno en la escuela en las diferentes sedes de la universidad. Crecimiento exponencial del tiempo de duración del análisis de la data que se genera cada ciclo. Poca información de las herramientas y algoritmos a utilizar en el ámbito de la educación.	El gran volumen de data que se genera a partir de los alumnos en la Escuela de Ingeniería de Sistemas y Computación crece exponencialmente. Dicha información no cuenta con una técnica adecuada para su análisis, por lo que la toma de decisiones se dificulta y se vuelve más compleja la mejora continua de la escuela.

Tabla 1 Causas - Problema

Fuente: Elaboración Propia

Motivación a la Investigación

La educación en el Perú es un negocio, debido a las facilidades que el gobierno dio con el decreto legislativo N° 882 o la ley de Promoción de la Inversión en la Educación a partir de la década de 1990, para mejorar la economía del país. Desde entonces, las universidades en el país y específicamente en Lima están siempre compitiendo por captar mayor volumen de

alumnos. Desde el año 2000 la economía mejoró y empezó a ser más rentable el rubro Educación.

En la ciudad de Lima, va creciendo la demanda por centros de estudios, ya que, en la sociedad peruana, contar con estudios superiores es la forma más viable para conseguir una mejor forma de vida. Dada la gran competencia del mercado limeño, en el que todas las universidades quieren captar la mayor cantidad de alumnos con las mallas curriculares de sus carreras, es necesario buscar nuevas mejoras, con herramientas más complejas que ayuden a interpretar los resultados de los alumnos y las tendencias del mercado para lograr sobresalir y poder captar un mayor volumen de alumnos.

Objetivos de la Investigación

A continuación, se detalla el objetivo general del proyecto y los objetivos específicos que han sido definidos para dar solución del problema identificado.

Objetivo General

Implementar un modelo de minería de datos que utilice árboles de decisión, orientada al rubro de Educación que le permita una mejor toma de decisiones a la Escuela de Ingeniería de Sistemas y Computación de la UPC.

Objetivos Específicos

- **OE1:** Analizar los conceptos, técnicas, herramientas y metodologías relacionadas a Minería de Datos.
- **OE2:** Diseñar un modelo de Minería de Datos estructurado de acuerdo a la metodología, herramienta y datos obtenidos de la escuela de Ingeniería de Sistemas y Computación de la UPC.
- **OE3:** Implementar el modelo de Minería de Datos y obtener los resultados luego de la ejecución para predecir si un alumno aprobará un curso antes de realizar su matrícula.
- **OE4:** Establecer el plan de continuidad para el proyecto, el cual consiste en la mejora continua del modelo y presentar propuestas en base a los resultados obtenidos a lo largo del proyecto.

Indicadores de Éxito

Indicador de Éxito	Objetivo Obtenido
IE1: Documentación de las diferentes técnicas de entrenamiento, herramientas, metodologías y algoritmos probados según la matriz de información entregada y aprobada por el cliente.	OE1
IE2: Documentación del modelo de minería de datos, con las variables identificadas, estructurado y aprobada por el cliente, matriz de información entregada aprobado por el cliente.	OE2
IE3: Certificado de QS que valide los documentos de gestión del proyecto.	OE3
IE4: Documentación del modelo implementado utilizando data de la Escuela de Ingeniería de Sistemas y Computación de la UPC mostrando los resultados obtenidos aprobada por el cliente.	OE3
IE5: Documentación del plan de continuidad aprobada por el cliente, la cual incluye los manuales de implementación, inserción de nueva data y actualización del modelo.	OE4

Tabla 2 Indicadores de Éxito

Fuente: Elaboración Propia

Planificación del Proyecto

A continuación, se detalla la gestión del proyecto.

Alcance

El alcance del proyecto incluirá:

- La explicación de Data Mining y Machine Learning.
- La explicación de las diferentes técnicas, herramientas y modelos utilizados en Data Mining y Machine Learning dirigidos a datos obtenidos en universidades.
- El análisis, pruebas e implementación de las técnicas, herramientas y modelos encontrados.
- Guía de implementación del modelo generado que garantice la obtención de los resultados alcanzados a lo largo de la investigación.

- Se desarrollará un modelo de Data Mining que puede ser aplicado en el rubro de la educación.
- La elaboración de una matriz de clasificación de los diferentes algoritmos por rubros.
- Dicho proyecto solo incluirá el análisis de toda la información generada a partir de los alumnos de la escuela de Ingeniería de Sistemas y Computación de la UPC.
- El análisis de la información de los alumnos que ingresaron a partir del ciclo 2009-I.
- Manual de Implementación del modelo y su plan de continuidad.

El alcance del proyecto no incluirá:

- No se desarrollará ninguna nueva técnica, algoritmo de *Data Mining* y *Machine Learning*.
- No se va a implementar ningún software o aplicativo que demuestre las técnicas, herramientas y modelos encontrados y/o generados a lo largo de la investigación.

Plan de Gestión del Tiempo

- A continuación, se presentan los principales hitos del proyecto, con las fechas y entregables a presentarse durante el desarrollo de este.

Fase	Hito	Fecha estimada	Entregables
Inicio	<i>Project Charter</i> aprobado	02/09/2014	<i>Project Charter</i>
Planeamiento	Presentación Plan de Proyecto ante comité	16/09/2014	<i>Project Charter</i> , Cronograma, Plan de Trabajo
	Aprobación resultados de algoritmo de árboles de Decisión	27/09/2014	Informe de Resultados del Algoritmo
	Presentación avance Estado del Arte	02/10/2014	Estado del Arte
	Presentación Marco Teórico	02/10/2014	Marco Teórico
Ejecución	Aprobación resultados algoritmo de <i>Bayes Naive</i>	04/10/2014	Informe de Resultados del Algoritmo

Fase	Hito	Fecha estimada	Entregables
	KF1: Recopilar y seleccionar información de la escuela	18/10/2014	Información recopilada
	KF2: Cargar Información a una base de datos SQL	01/11/2014	Información Cargada
	KF3: Transformar los campos necesarios para su análisis	15/11/2014	Campos transformados
	KF4-5: Aplicar los algoritmos e identificar patrones	22/11/2014	Patrones identificados
	Presentar Estado del Arte	20/11/2014	Estado del Arte
	Revisar la documentación	26/03/2015	Documentos revisados
	Mejorar Modelo KDD	04/04/2015	Nueva versión del documento KDD
	Investigación de Implementación ETL	04/04/2015	Informe de la investigación
	Automatizar el modelo de Mindata	14/05/2015	Nueva versión del modelo
	Mejorar el modelo de Mindata	27/05/2015	Documento KDD
	Implementación de ETL	27/05/2015	Proyecto en Visual Studio
	Realizar Pruebas de ETL	06/09/2015	Proyecto en Visual Studio
Cierre	Informe Rubros de Aplicación de Minería de Datos	06/09/2015	Documento de la investigación
	Presentar Matriz de Referencia al Cliente	16/09/2015	Matriz de Referencia con Algoritmos y Rubros
	Presentación del <i>Paper</i>	17/11/2015	<i>Paper</i>

Fase	Hito	Fecha estimada	Entregables
	Presentación de la Memoria	20/11/2015	Memoria
	Poster	20/11/2015	Poster

Tabla 3 Hitos del proyecto

Fuente: Elaboración Propia

Plan de Gestión de Recursos Humanos

En esta sección se identifican los roles a ser considerados dentro del proyecto, las personas y las responsabilidades que deben cumplir.

La estructura organizacional del proyecto, el cual se encuentra dentro de la empresa virtual Innova TI, que pertenece a las empresas virtuales de la escuela de Ingeniería de Sistemas y computación de la UPC.

Ilustración 1: Estructura organizacional del proyecto – Ciclo 2014-II

Fuente: Elaboración propia

Rol	Miembro	Responsabilidades
Roy Pérez	Gerente profesor de la empresa virtual INNOVA TI	Gestionar juntamente con el gerente alumno las tareas a realizarse por la empresa virtual INNOVA TI. Realizar seguimiento al proyecto verificando el cumplimiento de entregables planificados.
Alfredo Barrientos	Cliente	Evaluar y hacer seguimiento a los avances del proyecto. Responder consultas con respecto al proyecto. Aprueba los resultados del proyecto.
Marcial De Los Ríos	Gerente de Proyectos y Recursos de la empresa virtual INNOVA TI	Asegurar el cumplimiento de los objetivos establecidos por cada proyecto. Proveer de los recursos necesarios a los proyectos bajo su gestión.
Recursos asignados	Recursos del Proyecto	Apoyar con la investigación del proyecto y otras tareas asignadas por el equipo del proyecto.
Carlos Apolaya Torres	Jefe de Proyecto	Encargado del proyecto asignado
Adolfo Espinosa Díaz	Jefe de Investigación	Encargado de la investigación realizada en el proyecto asignado

Tabla 4 Roles y responsabilidades

Fuente: Elaboración Propia

Stakeholders	Necesidades	Entregables
Gerente profesor de Innova TI	Asegurar el cumplimiento de los entregables planificado y asesorar al proyecto durante el presente ciclo.	<i>Project Charter</i> Cronograma de Actividades Memoria del Proyecto

Stakeholders	Necesidades	Entregables
Gerente alumno de innova TI	Gestionar y verificar los avances del proyecto, así como apoyar con las necesidades que se presenten al equipo de proyecto durante el desarrollo del proyecto.	<i>Project Charter</i> Cronograma de Actividades Actas de Reunión
Comité de Dirección	Verificar las habilidades de investigación, la aplicación de conocimientos de la carrera y el cumplimiento de los requisitos de la investigación durante el desarrollo del proyecto.	<i>Project Charter</i> del proyecto Memoria del Proyecto <i>Paper</i> de investigación
Cliente	Obtención de la investigación sobre <i>Data Mining</i> y <i>Machine Learning</i>	Memoria del Proyecto <i>Paper</i> de investigación

Tabla 5 Stakeholders

Fuente: Elaboración Propia

Plan de Comunicaciones

En esta sección se detallan las necesidades de información entre los integrantes e interesados del proyecto, así como los canales y los flujos de comunicación utilizados y los acuerdos que se llegaron a establecer para una comunicación efectiva.

Canales de comunicación

Se considerarán los siguientes canales de comunicación con la empresa Innova TI

El medio convencional con el que se trabajará será el envío de correo a través de una cuenta Gmail personal, indicada al principio de ciclo a la gerencia.

Existe una nomenclatura para el envío de documentos a través de correo electrónico que fue acordado con la empresa en un inicio.

Si es de carácter de urgencia se puede contactar directamente a través de una llamada de celular con el gerente alumno para poder absolver la duda.

Guías para Eventos de Comunicación

Guías para reuniones – Todas las reuniones deben seguir las siguientes pautas:

Se debe establecer los puntos a tocar en la reunión

Se debe presentar todos los entregables acordados en la última reunión

Se debe acordar cuáles son los nuevos entregables y las fechas para su presentación.

Se realiza un acta de reunión y todos los presentes deben firmar dicho documento.

Guías para correo electrónico

Comunicación con la gerencia de Innova TI al correo: innovati.upc.edu@gmail.com

Comunicación con el profesor gerente al correo: pcsirper@upc.edu.pe

Comunicación con el cliente: abarrientos@gmail.com

Guías para Documentación del Proyecto

Guías para Codificación de Documentos – la codificación de los documentos del proyecto será la siguiente:

MINDATA – NOMBRE DEL DOCUMENTO V.X.X

Guías para Almacenamiento de Documentos - El almacenamiento de los documentos del proyecto deberá seguir las siguientes pautas:

Se debe almacenar todos documentos en el Drive en la carpeta correspondiente según lo asignado por el Gerente Alumno de la empresa Virtual INNOVA TI.

La ruta es: Innova TI 2015-I/Proyectos 2015-0I/Proyectos TP1/MINDATA (Carlos Apolaya y Adolfo Espinosa)/NOMBRE DE LA CARPETA A LA QUE CORRESPONDE EL DOCUMENTO

En el caso de los entregables para el cliente la ruta es la siguiente: UPC-TID-MINDATA/NOMBRE DE LA CARPETA A LA QUE CORRESPONDE EL DOCUMENTO

Ilustración 2: Guía de almacenamiento de documentos– MINDATA ONEDRIVE

Fuente: Elaboración propia

1.6.6 Plan de Gestión de Riesgos

- Escala de probabilidad: Para medir la probabilidad de ocurrencia del riesgo se usará la siguiente escala lineal:
 - 0.1 muy improbable
 - 0.3 improbable

- 0.5 moderado
 - 0.7 probable
 - 0.9 casi certeza
- Escala de impacto: Para medir el impacto de la ocurrencia del riesgo se usará la siguiente escala lineal:
 - 0.1 muy bajo
 - 0.3 bajo
 - 0.5 moderado
 - 0.7 alto
 - 0.9 muy alto

Descripción de la metodología de gestión de riesgo a ser usada

#	Riesgo	Probabilidad	Impacto	Probabilidad x Impacto	Estrategia de mitigación
1	Escasa información del tema de investigación	Moderado	Alto	0.35	Búsqueda de fuentes confiables que aporten al desarrollo de la investigación.
2	Disponibilidad del cliente	Improbable	Alto	0.21	Coordinar fechas de reunión durante el ciclo para evaluar los avances.
3	Mala traducción de los términos al castellano	Improbable	Bajo	0.09	Buscar un recurso que tenga el dominio del idioma para asegurar la correcta traducción y el uso de los términos en castellano.
4	Demora en la	Improbable	Alto	0.21	Emplear horas o días que no están programadas en el

#	Riesgo	Probabilidad	Impacto	Probabilidad x Impacto	Estrategia de mitigación
	realización de los entregables				cronograma de actividades.
5	Recurso asignado no cumpla con las tareas encomendadas por el equipo de proyecto	Improbable	Moderado	0.15	Asignar tareas que cubra el tiempo que debe cumplir el recurso como apoyo para el proyecto. Si no cumple con las tareas notificar a la gerencia de la empresa y de ser necesario reasignar otro recurso.
6	Cambio del cliente actual del proyecto	Improbable	Alto	0.21	Contar con la documentación necesaria para un mejor entendimiento del nuevo cliente.
7	Cambio del alcance del proyecto	Moderado	Alto	0.35	Reorganización del cronograma de actividades. Apoyo de recursos
8	No contar con las herramientas requeridas	Moderado	Alto	0.35	Solicitar el software a la directora de la carrera en caso no se pueda obtener por cualquier otro medio.
9	Cambio de jefes de proyecto	Improbable	Alto	0.21	Debido a un accidente o problemas de fuerza mayor uno o ambos jefes de proyecto actuales podrían ser suplantados por lo que se tendría que tener todo el proyecto bien documentado para el entendimiento de los futuros JP.

Tabla 6 Riesgos

Fuente: Elaboración Propia

CAPÍTULO 2: Marco Teórico

El presente capítulo define los conceptos básicos y relacionados al tema de estudio de la investigación. Se especifica la definición de los componentes principales del proyecto, minería de datos, entre otros términos necesarios para la comprensión del proyecto.

Data Mining

Según Gordon S.Linoff, se podría definir Data Mining como un proceso de negocio para analizar gran cantidad de data para descubrir patrones y reglas significativas. Es el proceso de detectar la información procesable de grandes conjuntos de datos. Utiliza el análisis matemático y estadístico para deducir los patrones y tendencias que existen en los datos. Normalmente, estos patrones no se pueden detectar mediante la exploración tradicional de los datos ya que las relaciones son demasiado complejas o porque existe demasiado información que analizar. Estos patrones y tendencias se pueden recopilar y definir como un modelo de minería de datos¹

Proceso de Negocio

Se considera a la minería de datos un proceso de negocio que interactúa con otros procesos del negocio. Este inicia con la data, luego mediante un análisis informa o inspira acciones que a su vez generan datos que generan más minería de datos. La estrategia de negocio consiste en recolectar data, analizarla para obtener beneficios a largo plazo y actuar en base a los resultados obtenidos.

Ante la pregunta ¿Qué es gran cantidad de data?, algunos estudiantes responderán “las transacciones de 10 millones de clientes”, “terabytes de datos”. Incluso Microsoft ha permitido más de un millón de filas en las hojas de cálculo en Excel desde el 2007.

En los años de 1960 y 1970, la data era escasa ya que los *dataset* contenían unos cientos de registros. En la actualidad, los *dataset* son un testimonio de la fuerza de las técnicas desarrolladas en aquellos días, que todavía trabajan en los datos que ya no caben en las hojas de cálculo.

Debido a que la potencia de cálculo es de fácil acceso, una gran cantidad de datos no es una desventaja; es una ventaja, ya que muchas de las técnicas existentes trabajan mejor con data de gran tamaño. La minería de datos permite a las computadoras hacer lo que mejor hacen, indagar sobre montones y montones de datos. Esto a su vez permite a las personas hacer lo que mejor hacen, que es analizar los problemas y entender los resultados.

¹ Cfr. Microsoft 2014

Patrones y Reglas

La minería de datos puede generar miles e incluso millones de patrones y reglas. Para ello uno debe primero enfocar un objetivo y/o plantear una hipótesis. Después, se debe verificar si los patrones hallados son fáciles de entender por los humanos, ya que no todos serán de gran utilidad. Luego, verificar si dichos patrones ayudan a validar la hipótesis planteada al inicio del proyecto. ²

Ciclo del Data Mining

1. La identificación de oportunidades de negocio
2. Minería de datos para transformar los datos en información procesable
3. Actuando sobre la información
4. Medición de los resultados

² Cfr. Han 2012

Ilustración 3: Ciclo de Vida de *Data Mining*

Fuente: LINOFF 2011: 26

Estilos de *Data Mining*

El proceso de *Data Mining* puede fallar en muchas formas, esto se debe a distintos factores como:

- La data usada no es representativa
- Los patrones elegidos no aportaban al negocio
- La mezcla de información que contiene periodos que debían estar separados.

Es por eso por lo que se tiene que definir correctamente los componentes del *Data Mining*. Para que el proceso de *Data Mining* sea el adecuado, se debe tener en cuenta:

Hay tres estilos que pueden ser usados por separado o juntos si en caso se requiera para cumplir ciertos objetivos:

- **Exploratorio:** Da perspectivas y responde preguntas en lugar de producir modelos. Es frecuente que se den hipótesis que puedan o no ser demostrada con el uso de datos.
- **Minería de datos dirigido:** Se utiliza cuando los datos históricos contienen ejemplos de lo que se está siendo buscado, es decir tienen un objetivo definido.
- **Minería de datos no dirigido:** No tiene un objetivo definido, es como coger un conjunto de data y “tirarla” a la computadora para ver donde cae, es decir que sin un objetivo definido no se puede saber si el resultado es el correcto o no.

El proceso de minería de datos se inicia con un objetivo de negocio. El proceso consiste en traducir el objetivo de negocio en una o más tareas de minería de datos. Después que las tareas han sido definidas, naturaleza, tipos de variables, la estructura en que se obtendrán los resultados y la compensación entre el “*accuracy model*” y el “*explicability model*” influye en la elección de la técnica de minería de datos.

Table 3-1: What Techniques for Which Tasks?

TASK	BEST FIT	ALSO CONSIDER
Classification and prediction	Decision trees, logistic regression, neural networks	Similarity models, table look-up models, nearest neighbor models, naïve Bayesian models
Estimation	Linear regression, neural networks	Regression trees, nearest neighbor models
Binary response	Logistic regression, decision trees	Similarity models, table look-up models, nearest neighbor models, naïve Bayesian models
Finding clusters and patterns	Any of the clustering algorithms	Association rules

Ilustración 4: tareas por técnica

Fuente: LINOFF 2011: 98

- **Varianza:** Es la medida de la dispersión de valores de datos. Una baja varianza significa que el valor está cerca del promedio mientras que una alta dispersión indica lo contrario
- **Desviación Estándar:** Es la raíz cuadrada de la varianza y es la más usada como medida de dispersión ya que esta expresada en las mismas unidades que los valores en términos de unidades cuadradas.
- **Intervalos de Confianza:** Es una medida de una sola cosa, la dispersión de una muestra estimada con respecto a la población estimada.

Machine Learning

Machine Learning, también conocido como aprendizaje automático en español, tiene muchas definiciones. Por un lado, Tom Mitchell lo define como un programa de computadora que cuando realiza determinada tarea con cierto rendimiento, entonces gana cierta experiencia que le permite aumentar el rendimiento con el que realiza dicha tarea³. Por otro lado, Arthur Samuel indica que es el campo de estudio en las computadoras tienen la habilidad de aprender sin haber sido explícitamente programada⁴. *Machine Learning* se clasifica dentro del ámbito de la

³ Cfr. Brange 2013

⁴ Cfr. Brange 2013

Inteligencia Artificial que forma parte de una de las ramas que conforman las ciencias de la computación⁵.

Hoy en día *Machine Learning* permite a cualquier persona trabajar sus datos y de esta manera alcanzar una mayor ventaja competitiva. Anteriormente, esto solo estaba al alcance de las grandes empresas y corporaciones⁶.

Tipos de Algoritmos

Los algoritmos de *Machine Learning* se clasifican en función del resultado deseado del algoritmo. Entre los tipos más comunes se encuentran los siguientes⁷:

Aprendizaje supervisado

Este algoritmo es el que toma un conjunto conocido de datos de entrada y conoce la respuesta a los datos con lo que trata de construir un modelo de predicción que permita realizar predicciones razonables como respuesta a nuevos datos. Este flujo se puede ver de manera más clara en la siguiente imagen⁸.

Ilustración 5: aprendizaje supervisado 1

Fuente: Elaboración propia

Este tipo de algoritmo supervisado se divide a su vez en dos categorías. Por un lado, se encuentra el aprendizaje supervisado de tipo regresión porque intenta predecir resultado dentro de una salida continua la cual se refiere a un valor numérico real⁹. Por otro lado, se encuentra

⁵ Cfr. Brange 2013

⁶ Cfr. González 2014

⁷ Cfr. Oladipupo 2014: 19

⁸ Cfr. MathWorks 2014

⁹ Cfr. Brange 2013

al aprendizaje supervisado de tipo clasificación que se encarga de predecir resultados discretos que forman un conjunto de resultados finito como podrían ser categorías o etiquetas¹⁰.

Ilustración 6: aprendizaje supervisado 2

Fuente: GitHub 2013

Aprendizaje no supervisado

Este algoritmo trabaja con situaciones en las cuales no se conoce o se sabe muy poco respecto a los resultados que se esperan predecir. Sin embargo, se puede encontrar estructuras gracias al agrupamiento de datos que se basa entre las relaciones que se pueden identificar de las variables de los datos de entradas, pero esta no es la única forma de aprendizaje no supervisado¹¹.

Entre los principales ejemplos de aprendizaje no supervisado se encuentran el *clustering* y la asociación¹². Por un lado, el *clustering* permite, dada una colección de datos, encontrar una forma de agrupación según las variables que se identifiquen. Por otro lado, la asociación permite buscar la relación entre un conjunto de datos para poder hacer una predicción.

Aprendizaje semi-supervisado

Este algoritmo representa la combinación de los dos tipos de algoritmos anteriores para crear una función apropiada.

¹⁰ Cfr. Brange 2013

¹¹ Cfr. Brange 2013

¹² Cfr. Brange 2013

Aprendizaje por refuerzo

Este algoritmo que aprende a actuar dado los factores del exterior y aquellos primeros hechos proporcionados. En otras palabras, cada acción genera un impacto en el entorno, y el medio ambiente proporciona información que guía el aprendizaje del algoritmo.

Transducción

Este algoritmo es similar al del aprendizaje supervisado, pero no construye de forma explícita una función. Sin embargo, trata de predecir nuevos resultados a base de entradas de entrenamiento, salidas de entrenamiento y nuevas entradas.

Aprendiendo a aprender

Este algoritmo utiliza los conocimientos que ya ha aprendido anteriormente para afrontar problemas similares que se presenten en el futuro de la misma manera que lo hizo antes.

Técnicas de Entrenamiento

En este punto se presentará las técnicas de entrenamiento de *Machine Learning*, tales como la técnica basadas en árboles de decisión, regresión lineal, redes bayesianas, *support vector machine*¹³ y vecino más cercado. Se entrará a más detalle

Método basado en árbol de decisión

Este método tiene el enfoque fundamental de aprendizaje en dividir de forma recursiva los datos de entrenamiento en “cubetas” con miembros homogéneos según criterios de división discriminativa. Este criterio se basa en la etiqueta de salida, ya que si es un valor número será la varianza de la “cubeta”, pero si se trata de una categoría, la medición será la entropía de la “cubeta”¹⁴.

Las ventajas del árbol es que es muy flexible en lo que respecta a los tipos de datos de entrada y de salida, ya que pueden ser valores categóricos, binarios y numéricos. También, el nivel de nodos de decisión indica el grado de influencia de diferentes variables de entrada¹⁵.

¹³ Cfr. Ho 2012

¹⁴ Cfr. Ho 2012

¹⁵ Cfr. Ho 2012

Método basado en regresión lineal

Este método se basa en que la variable de salida mayormente es un valor numérico, se puede expresar como una combinación lineal (suma ponderada) de un conjunto de variables de entrada, que deben ser también numéricas¹⁶. Esta se puede ver de manera más clara en la siguiente expresión:

$$y = X_1 \times W_1 + X_2 \times W_2 + X_3 \times W_3 + \dots$$

Ilustración 7: regresión lineal

Fuente: elaboración propia

Debido a esto, lo que se busca es aprender los pesos (Variables “W”) en la fase de entrenamiento reduciendo al mínimo la función de error perdido. Entre las ventajas de este modelo se encuentra el alto rendimiento en las fases de puntuación y aprendizaje. Por otro lado, la desventaja de este modelo es la suposición lineal de las características de entrada que generalmente son falsas¹⁷.

Red Bayesiana

Este método se trata básicamente de un gráfico de dependencias donde cada nodo representa una variable binaria y cada direccional representa la relación de dependencia¹⁸. La principal fortaleza de la red bayesiana es que es escalable y tiene un aprendizaje incremental debido a que se actualiza la tabla de distribución de probabilidades cada vez que se encuentra una nueva variable¹⁹.

Vecino más cercano

Esta técnica emplea una función de la distancia que se utiliza para encontrar al vecino más cercano mediante el cual se les asigna un peso. La ventaja de esta técnica es su sencillez, ya que ningún modelo necesita ser entrenado y su aprendizaje incremental es automático cuando se ingresan nuevos datos²⁰.

¹⁶ Cfr. Ho 2012

¹⁷ Cfr. Ho 2012

¹⁸ Cfr. Ho 2012

¹⁹ Cfr. Ho 2012

²⁰ Cfr. Ho 2012

En los últimos años, *Machine Learning* se está volviendo uno de los cursos populares en las universidades del mundo y tiene una gran presencia en todo el mundo. Existen varios casos de éxito de empresas que aplicaron el *Machine Learning* siendo una de estas las siguientes²¹:

Amazon ha encontrado la forma de automatizar el control de acceso que tienen sus empleados a ciertos recursos. Esto lo logro convocando a un concurso de *Machine Learning* empleando la herramienta *Kaggle* para poder encontrar la forma de automatizar el otorgamiento y revocación de acceso de los empleados según los roles de estos.

Ilustración 8: kaggle

Fuente: RFI english 2012

En el aspecto de la protección animal, la Universidad Estatal de Oregon ha construido un software que mediante grabaciones de audio de aves y dependiendo de la zona o lugar donde fue tomado dicho audio, puede identificar que especie de ave se encuentra en la zona empleando herramientas como *MathLab* y *Python*.

Ilustración 9: python

²¹ Cfr. Hamilton 2014

Fuente: plagatux 2008

En el ámbito de la medicina, *Healint* lanzó una aplicación llamada *JustShakelt* que permite al usuario enviar una alerta a los contactos simplemente agitando el teléfono con una mano. Este programa emplea un algoritmo de *Machine Learning* que distingue cuando un usuario agita su celular en emergencias reales de las que comúnmente ocurren todos los días.

Ilustración 10: Healint

Fuente: Asiahack 2014

Técnicas de Validación

Existen varias técnicas o modelos de validación para medir que tan bien una computadora aprende ya sea a clasificar, agrupar, etc. Entre las principales técnicas se encuentra *cross-validation*, *complexity criteria*²² y *generalization error*²³. A continuación, se presentará la técnica más utilizada y difundida:

Cross-Validation

Este es un modelo de validación usado para analizar los resultados de una evaluación estadística. Esto se realiza a partir de la división aleatoria de un conjunto de datos destinando una parte, que generalmente es la mayor, como conjunto de aprendizaje para entrenar a la computadora y la otra parte para el conjunto de validación (10-20%). Esto es necesario para la correcta validación del aprendizaje ganado²⁴.

Sin embargo, existen casos en los que se utiliza una sola muestra para la validación, en este caso el método recibe el nombre de *leaver-one-out crossvalidation*. Este tipo de evaluación del rendimiento carece de eficiencia computacional debido a su estructura repetida, pero posee menor varianza en la estimación²⁵. Entre otras características del *Cross-validation* se encuentra

²² Cfr. Springer 2014: 28

²³ Cfr. Springer 2014: 21

²⁴ Cfr. Springer 2014: 26

²⁵ Cfr. Springer 2014: 26

la diferencia entre: los datos que se emplean en el conjunto de aprendizaje con respecto al conjunto de evaluación, los cuales permiten seleccionar de manera más acertada el mejor modelo estimado²⁶.

Collaborative Filtering

Con el avance rápido de la tecnología en estos días, el internet se ha vuelto una herramienta de búsqueda que permite tener toda la información que necesitas a la mano en tiempo real. Sin embargo, existe tanta información y diversas fuentes que a veces resultado difícil encontrar la información que realmente queremos. Es debido a este problema que aparecen los sistemas de filtros. Esta herramienta te permite separar la información que realmente te interesa de la que simplemente no necesitas. Existen diversas formas de realizar un filtrado de información, pero en este caso se investigará más a fondo la técnica del *Collaborative Filtering*.

Conceptos Previos

Para poder entender mejor la idea de lo que es un *Collaborative Filtering*, es necesario explicar lo que es un sistema de recomendaciones. Un sistema de recomendaciones es, como su mismo nombre lo indica, un sistema que utiliza una técnica de filtrado para poder recomendar o sugerir a un usuario alguna cosa u objeto que podría gustarle²⁷ mediante el análisis de la información. Este análisis se realiza sobre los gustos de una persona y otros grupos de usuarios con las mismas características para poder predecir qué cosa podría gustarle también a otro usuario con igual similitud de características²⁸. Los sistemas de recomendación se pueden basar en 3 tipos de análisis²⁹:

Análisis de los ítems:

Este primer tipo de análisis se encarga de analizar un conjunto de datos (ítems consumidos) con la finalidad de identificar sus características. Una vez realizado esto se identifican sus similitudes con la finalidad de realizar recomendaciones en base a información de otros productos consumidos por los clientes que compraron el ítem analizado.

Análisis de los usuarios:

²⁶ Cfr. Springer 2014: 26

²⁷ Cfr. GIMENO 2010: 3

²⁸ Cfr. GALÁN 2007: 1

²⁹ Cfr. GIMENO 2010: 4-6

Este segundo tipo de análisis se encarga de identificar un usuario con la finalidad de recomendarle productos consumidos por otro grupo de usuarios con los que comparta gustos, preferencias o intereses.

Análisis de las relaciones entre ítems y usuarios:

Este tercer tipo de análisis hace una mezcla entre los dos anteriores teniendo en cuenta tanto la similitud entre las características de los usuarios como las características de los productos que escogen.

Definición y Características

Collaborative Filtering, también conocido como filtro colaborativo en español, es una de las muchas técnicas que emplean los Sistemas de Recomendaciones para poder encontrar usuarios que tengan gustos similares a otros y poder sugerirles cosas que aún no conocen pero que a otros con sus mismas características les gusta³⁰. Dicho en otras palabras, permite predecir la utilidad que tendría determinado objeto para un usuario particular según sus gustos compartidos con otras personas con quienes comparte también los mismos intereses³¹.

Sin embargo, para poder realizar esta sugerencia se necesita realizar un procesamiento de la información brindada por todos los usuarios (Calificaciones, opiniones y evaluaciones que hacen sobre los objetos). Muchos de estos procedimientos se hacen mediante el uso de algoritmos de minería de datos para encontrar el valor de la información recopilada³².

El flujo del proceso de filtrado colaborativo se suele representar de la siguiente manera³³:

Se parte de la idea de que los gustos de un grupo de usuarios en el pasado serán los mismos más adelante. Entonces, se procede a analizar los gustos de una población para poder recomendar productos más adelante.

Se les da la opción a los usuarios a calificar y dar puntuación de los productos que compran para poder almacenar toda esa información dentro de una base de datos.

³⁰ Cfr. GALÁN 2007: 1

³¹ Cfr. HUECAS 2010: 25

³² Cfr. GALÁN 2007: 1

³³ Cfr. GÓMEZ 2012: 19

Se procede a analizar y procesar toda esa información mediante algoritmos de minería de datos para obtener una predicción de los objetivos o productos que podría gustarle o no a un usuario.

Usos y Aplicaciones

El Collaborative Filtering es uno de los temas que se está viendo mucho actualmente en diversas publicaciones y congresos durante los últimos años. También, está presente en diferentes ámbitos como el de las redes sociales y esto se ha visto propiciado por el gran avance logrado con la Web 2.0³⁴. Entre los principales usos y aplicaciones del filtro colaborativo se encuentran los siguientes³⁵:

Tiendas On-line:

La idea básica de usar el filtro colaborativo en las páginas de tiendas online es sugerir otros productos a partir de la búsqueda de un producto específico teniendo en cuenta los productos que también compraron los otros usuarios además del que se buscó. Este filtro está presente en varias páginas siendo la más popular Amazon.

Noticias:

A partir de las noticias que consulta un usuario se va generando su perfil y se puede predecir qué tipo de noticias le gusta o lee más.

Búsqueda de música, libros, películas:

De igual forma que las anteriores, cuando un usuario reproduce una canción, compra un libro o una película, esta información se almacena dentro de una base de datos de la cual podrán realizar sugerencias sobre otros libros, canciones o películas que podrían interesarle. Sin embargo, dicha información no solo podría resultar provechoso para los mismos usuarios, sino también para las empresas discográficas, autores y directores de cine para poder saber cuáles son las nuevas tendencias en cada uno de sus rubros.

Búsqueda de personas:

³⁴ Cfr. GALÁN 2007: 2

³⁵ Cfr. GALÁN 2007: 2

Dentro de las comunidades virtuales se pueden sugerir amigos a partir de los gustos, hobbies, centro de estudios, amigos en común.

Cuadro comparativo entre Machine Learning y Data Mining

Entre los muchos términos que manejan se tiene que *Data Mining* está enfocado en predecir patrones basados en las propiedades conocidas extraídas de los datos de entrenamiento, mientras que *Machine Learning* se centra en el descubrimiento de estas propiedades para poder clasificar los datos en diferentes grupos en función a sus atributos.

Un ejemplo claro sería que el *Data Mining*, pueda decir en base al rostro que aparece en la imagen el nombre de la persona que aparece en ella, ya que posee parámetros o patrones que han sido definidos previamente.

Mientras que el *Machine Learning* se encarga de definir estos patrones y parámetros para su posterior análisis.

A continuación, se mostrará un cuadro de como *Machine Learning* y *Data Mining* definen estos términos.

Parámetros	Data Mining	Machine Learning
Definición	La minería de datos es un proceso para extraer información de una data set y transformarla en una estructura entendible para más usos.	Es una técnica que se refiere al estudio y construcción de sistemas que pueden aprender a partir de datos.
Enfoque	Se enfoca en el descubrimiento de propiedades desconocidas de los datos.	Se enfoca en la predicción basada en las propiedades conocidas aprendidas a partir de datos de entrenamiento.
Tamaño de base de datos	Es un análisis automático o semi-automático que se realiza en grandes cantidades de datos.	Generalmente realizada en pequeñas bases de datos para incrementar la exactitud o precisión.
Tipos	Reglas de Asociación Clasificación	Supervisado No supervisado

Parámetros	Data Mining	Machine Learning
	<i>Clustering</i> Patrones de secuencia Similitud de secuencia	Refuerzo
Relación	Minería de datos usa varios métodos de aprendizaje por computadora, pero ligeramente para distintos objetivos.	Aprendizaje por computadora también usa técnicas de minería de datos como “aprendizaje no supervisado” o como un “paso de preprocesamiento” para mejora de la precisión del aprendiz.
Aplicaciones	Previsión Objetos clasificatorios Asociando objetos similares <i>Clustering</i> en grupos Tomas de secuencias	Automatización de control de acceso de los empleados. Protección a los animales Identificando fallas del corazón. Predecir tiempos de espera.
Software	Carrot2, GATE, UIMA, Weka, NLTK, Torch etc.	Apache Mahout ,ELKI, H2O, OpenCV, OpenNN, Weka, MATLAB etc.

Tabla 7 Diferencias DM y ML-Fuente: Elaboración Propia

Se concluye que el *Data Mining* y el *Machine Learning* se complementan, ya que el primero es utilizado para identificar patrones y reglas que sirvan para una predicción, el segundo se encargada de mejorar el nivel de predicción mediante el aprendizaje automático a partir de los patrones identificados previamente.

CAPÍTULO 3: Estado del Arte

El presente capítulo muestra los resultados de esfuerzos previos relacionados con el presente proyecto de investigación, indicando en cada uno de estos, dicha relación y el rubro en el que se fue implementado. Permite rastrear el desarrollo del tema de investigación desde distintos aspectos, entender cómo se encuentra en la actualidad y tener una visión más clara de lo que se puede desarrollar.

Resumen de los casos de éxito en la implementación de Data Mining

La capacidad de procesar gran cantidad de data, mediante el uso de *Data Mining*, ayuda a poder identificar patrones y comportamientos en basándose en ciertos criterios como: dificultad de curso, número de veces que se llevó un curso, notas.

En esta sección se describirán las investigaciones realizadas previamente, las cuales sirven de complemento a la propuesta del proyecto. Por ello, el presente estado del arte tratará sobre investigaciones del uso de técnicas y herramientas de minería de datos orientadas a educación, con la finalidad de familiarizarse con la metodología empleada en ellas, la cual es el proceso de extracción de conocimiento o “*Knowledge Discovery in Databases*” (KDD).

Una vez que se ha implementado un proyecto orientado a educación con los modelos y pasos adecuados. Se planteará una propuesta de valor a la escuela con el objetivo de que sirva como referencia para futuros proyectos.

Al obtener esta información se iniciará el proceso de KDD, identificar los patrones y plantear propuestas en base a lo obtenido.

Recommendation in Higher Education Using Data Mining Techniques (2009)

Uno de los principales problemas que se les presenta a los estudiantes universitarios es tomar la decisión correcta en relación a su itinerario académico basado en información disponible (por ejemplo cursos, horarios, secciones, salones de clase y profesores). En este contexto, este informe propuso el uso de sistemas de recomendación basados en técnicas de minería de datos para ayudar al estudiante a tomar decisiones en su vida académica.

Ilustración 11 Arquitectura del sistema de recomendación

Fuente: EDUCATIONAL DATA MINING (2009)

Específicamente, brindar soporte al estudiante para tomar la mejor decisión respecto a cuantos o a que cursos matricularse, teniendo como base historial de su situación académica³⁶. Para este propósito, se tuvo que analizar data real correspondiente a 7 años de matrículas de estudiantes de la escuela. Basado en este análisis se desarrolló un sistema de recomendación basado en *Data Mining* para la ayuda de toma de decisiones a estudiantes, utilizando el algoritmo C4.5 y usando una variante de la técnica de validación *Cross-Validation* llamada *k-fold*.

A lo largo del estudio, se logró generar cuatro corridas del algoritmo. Cada una dio diferentes resultados. Esto ayudo a modificar los datos de entrada del algoritmo para mejorar su nivel de predicción, el cual llego a un 77.3% de aciertos. Lograron concluir que con la ayuda de las herramientas de *Data Mining* se puede apoyar a los alumnos a tomar mejores decisiones al momento de matricularse en el ciclo académico y no solo por factores subjetivos. Finalmente, pudieron observar que la información obtenida incluso podría ayudar a que se detecten patrones que ayuden a mejorar la currícula de los cursos dictados en las universidades.

Dicho estudio, muestra que para el escenario de la educación, el uso del algoritmo de árboles de decisión y la técnica de validación de *cross-validation* es recomendable ya que con una adecuada metodología se puede llegar a niveles altos de predicción.

³⁶ Cfr. EDUCATIONAL DATA MINING (2009)

A case Study: Data Mining Applied to Student Enrollment (2010)

Los estudiantes universitarios se enfrentan a muchos problemas en su vida universitaria, y uno de ellos se presenta al momento de elegir los cursos en los que desean matricularse. En este contexto, este artículo presenta un sistema de recomendación basado en minería de datos para crear conciencia de la dificultad y cantidad de carga de trabajo que implica un conjunto seleccionado de cursos.

Ilustración 12 Diagrama de flujo del sistema de recomendación

Fuente: EDUCATIONAL DATA MINING (2010)

Para este propósito, en este trabajo se describe la generación de variables específicas de dominio que son capaces de representar el rendimiento pasado del estudiante y se tiene como objetivo mejorar su rendimiento en general, mediante la reducción del índice de decisiones de matrícula equivocadas³⁷. Se usó el algoritmo C4.5 y usa una metodología CRISP-DM.

Al terminar el estudio, se pudo concluir que un sistema de recomendación en la que el alumno puede visualizar en tiempo real si lograría pasar un curso antes de llevarlo; ayudaría a concientizar al estudiante de las habilidades que posee para ciertas áreas de estudios y de este modo poder tomar estrategias de estudio y/o al momento de la matrícula.

Dicho *paper*, demuestra que las técnicas de *Data Mining* se pueden orientar al campo de la educación universitaria mientras que se obtenga una técnica adecuada de entrenamiento y validación.

³⁷ Cfr. EDUCATIONAL DATA MINING 2010

Data Mining Applications: A comparative Study for Predicting Student's performance (2012)

La minería de datos está tomando presencia en casi todas las aplicaciones del mundo real. Los árboles de decisión son tan populares porque ellos producen reglas de clasificación que son fáciles de interpretar que otros métodos de clasificación.

Este artículo propone incrementar la calidad de la educación. Esto se logrará cuando las instituciones educativas utilicen la minería de datos para la toma de decisiones en el sistema educacional. Árboles de decisión es uno de los algoritmos más utilizados en los métodos de aprendizaje supervisado para la exploración de data basada en la técnica divide y vencerás. Este informe estudia el uso de árboles de decisión en minería de datos educacional. Estos árboles son aplicados sobre el rendimiento del pasado de los estudiantes para generar modelos, los cuales pueden ser usados para predecir el rendimiento de dichos estudiantes. Esto ayudará a identificar posibles retiros y alumnos que necesitan especial atención permitiendo a los maestros dar la asesoría necesaria³⁸.

En dicha investigación se usó la metodología KDD, la herramienta KDD Tools utilizar un algoritmo de aprendizaje supervisado. El algoritmo empleado fue el de Árboles de Decisión, ya que es el más utilizado y los experimentos son conducidos a encontrar el mejor clasificador para la data de estudiantes, usada para predecir el rendimiento de los alumnos al final del semestre.

Mining Student Data Using Decision Trees (2006)

El rendimiento de los estudiantes en los cursos universitarios es de gran preocupación para las gestiones de educación superior donde varios factores pueden afectar al rendimiento de los estudiantes. Este trabajo es un intento de utilizar los procesos de minería de datos, en particular la clasificación, para ayudar en la mejora de la calidad del sistema de educación superior mediante la evaluación de datos de los estudiantes para estudiar los principales atributos que pueden afectar el desempeño de los estudiantes en los cursos. Para este propósito, el marco CRISP para minería de datos se utiliza para datos académicos relacionados estudiantiles minería. El proceso de generación de regla de clasificación se basa en el árbol de decisión como un método de clasificación donde se estudian y se evaluaron

³⁸ Cfr. KUMAR 2012

las reglas generadas. Un sistema que facilita el uso de las reglas generadas se construye lo que permite a los estudiantes para predecir la nota final en un curso de estudio³⁹.

En este artículo se analiza diferentes técnicas de minería de datos que se utilizan en la minería de datos orientado a educación. Entre los algoritmos de clasificación utilizados en este experimento encontramos C4.5, ID3 y Bayes NAIVE. Otros aspectos encontrados, son las variables utilizadas en la predicción, ya que esta información del estudiante es utilizada para predecir el rendimiento de un alumno.

Uncovering Hidden Information within University's Student Enrollment Data Using Data Mining (2009)

Hasta la fecha, las organizaciones de educación superior se colocan en un entorno competitivo muy alto. Para seguir siendo competitivos, un enfoque es hacer frente a los desafíos de los estudiantes y de administración a través del análisis y presentación de datos o minería de datos⁴⁰. En este artículo se propone la aplicación de tres algoritmos de minería de datos: árboles de decisión, redes neuronales y regresión lineal.

El objetivo de esta investigación fue obtener la técnica con mayor precisión y menor porcentaje de error al analizar los procesos de matrícula de la Universidad de Sebha en Libia.

Se utilizaron dos enfoques principales en este estudio, a saber, los enfoques descriptivos y predictivos de los estudiantes. El análisis de agrupamiento se realizó para agrupar los datos en grupos en base a sus similitudes. El estudio muestra que la red neuronal obtiene la máxima precisión los resultados de las tres técnicas de los estudiantes.⁴¹

A Data Mining Approach to Recommend Learning Paths based on Academic Performance

Varias técnicas de minería de datos fueron utilizadas en este artículo, dentro de las cuales podemos destacar C4.5.

El objetivo de este experimento fue utilizar data real y realizar predicciones de rendimiento de los alumnos en base a su historial académico. Una vez realizada la predicción se propuso

³⁹ Cfr. AL-RADAIDEH 2006

⁴⁰ Cfr. SIRAI 2009

⁴¹ Cfr. SIRAI 2009

la implementación de un sistema de recomendación de matrícula a los alumnos de dicha institución educativa.

Ilustración 13 Enrollment System Architecture

Fuente: A Data Mining Approach to Recommend Learning Paths based on Academic Performance

Ilustración 14 Entity Relationship Model

Fuente: A Data Mining Approach to Recommend Learning Paths based on Academic Performance

CAPÍTULO 4: Desarrollo del Proyecto

En el presente capítulo se describe el desarrollo del proyecto, la metodología a utilizar, se detalla las fases de dicha metodología y el proceso a seguir para la correcta implementación del modelo.

En este capítulo se utilizará la metodología de Minería de Datos KDD en el proyecto de tesis “Técnicas de inferencias, predicción y minería de datos”.

Para lograr el objetivo, se utilizó las herramientas Microsoft SQL Server 2014, la suite ofimática Microsoft Office 2013 y para realizar el análisis de información se ha utilizado la herramienta Data Tools, la cual contiene un conjunto de algoritmos que serán de ayuda al proyecto.

La información utilizada para el proyecto pertenece a los alumnos, cursos y secciones de la Escuela de Ingeniería de Sistemas y Computación de la Facultad de Ingeniería de la UPC correspondientes del ciclo 2009-I al 2014-I.

Con dicha información y con el análisis de las diferentes herramientas y la aplicación de los estudios revisados en el capítulo 3. Se decidió utilizar la metodología KDD para poder llegar al objetivo del proyecto.

A continuación, se presenta la metodología KDD dividida en 3 fases:

Extracción de la data: Extraer la data almacenada en las bases de datos de la universidad u obtener la información a analizar por algún otro sistema de la universidad.

Selección, Transformación y Depuración de data:

- Normalización de la data: Se estandarizan las variables a utilizar.
- Agregación de la data: Se crean las tablas donde se almacenará la información para su posterior análisis.
- Generación de la data: Se crean los campos calculados.
- Filtrado de la data: En este punto se filtra solo los campos que brindan valor al modelo.
- Selección de atributos: Se definen los atributos que serán analizados en la minería de datos.
- Data Mining: En esta Fase se utiliza el algoritmo elegido (Árboles de Decisiones) aplicado al modelo desarrollado previamente con la data recopilada y transformada.

Extracción de la data

Según el alcance del proyecto, se extrajo la información académica de los alumnos de la escuela de Ingeniería de Sistemas y Computación. Para ello, se obtuvo el apoyo de los coordinadores de la carrera ya que solo ellos tienen acceso a la información de los alumnos.

Luego, se obtuvo la información correspondiente entre los ciclos 2009-I y 2014-II en archivos con la extensión “.asp”. A continuación se muestra el detalle de la información obtenida:

- “Notas por Curso y Sección”: Contiene información de las secciones de los cursos y las notas de los alumnos matriculados en dichos cursos.
- “Alumnos Matriculados por Ciclo”: Muestra información de los alumnos matriculados en el ciclo seleccionado.
- “Malla Curricular”: Muestra información de los cursos pertenecientes a una currícula en específico.

Finalmente se utilizó la herramienta Microsoft Office para visualizar la información obtenida y determinar cuáles serían los valores relevantes para poder crear la Base de Datos del modelo de minería de datos.

Diagrama de la base de datos

En este punto se analiza la información obtenida y se determina la estructura de la Base de Datos que el algoritmo utiliza para predecir los resultados. Para lo cual, se determinó crear cinco (05) tablas principales que contienen lo siguiente:

- Tabla Curso: Esta tabla contiene la información de los cursos de las carreras de la Escuela de Ingeniería de Sistemas y Computación (código, nombre del curso, descripción, etc.)
- Tabla Alumno: Contiene la información de los alumnos que se encuentran matriculados en una de las carreras de la Escuela de Ingeniería de Sistemas y Computación (código, nombre, edad, carrera, ciclo matriculado, etc.)
- Tabla Curricula: La tabla contiene información de las diferentes curriculas que estuvieron vigentes entre el periodo de extracción (2009-I a 2014-II).
- Tabla Preliminar: Contiene información de las notas obtenidas por los alumnos en los diferentes ciclos (sección, curso, profesor, nota, ciclo del curso, etc.)

- Tabla VistaCompleta: Finalmente, se creó la tabla que contiene toda la información necesaria para que el algoritmo se alimente y puede obtener los resultados esperados en este proyecto.

A continuación, se presenta el diagrama de la base de datos con la dependencia entre tablas y sus campos:

Ilustración 15 Diagrama de BD

Fuente: Elaboración Propia

Depuración, Selección y Transformación de data

En esta fase, el objetivo es seleccionar, transformar y crear información en base a la data extraída de los alumnos de la EISC, con el fin que sea utilizada como input para el modelo de datos. Para ello se depura la data, se selecciona los datos que serán relevantes para el modelo y se genera nueva información para obtener las variables necesarias que serán utilizadas en la minería de datos.

Normalización de la data

En esta etapa se realiza la normalización de la data, es decir estandarizar las variables con la finalidad de que no exista incoherencias en una posterior etapa como valores *null* o campos en blanco y de este modo estandarizar la data.

Tareas	Descripción
--------	-------------

Revisar “Nulls”	Validar los campos con valores nulos.
Rellenar Campos en blanco	Completar los registros cuyos campos estén en blanco. Se llenaran con valores coherentes según el campo.
Revisar inconsistencias	Validar la información contenida en las tablas para evitar futuros inconvenientes como tildes o caracteres especiales.
Limpiar variables	Se eliminarán registros de alumnos con códigos que no pertenezcan al rango [2009-I;2014-II] y los alumnos con estado RETIRADO o DPI

Tabla 8 Normalización

Fuente: Elaboración Propia

Agregación de la data

En esta etapa se seleccionan algunas variables del universo, con la finalidad de que sirvan como inputs en el modelo. A continuación, se muestran las variables seleccionadas, además de las tablas que se utilizarán para la minería de datos.

Método	Tabla	Variable	Descripción	Posibles Valores
Variables directas, se obtienen de las fuentes	Preliminar	CodSeccion	Código de la Sección del Curso	{AD99,SI138,SI182,MA231}
	Curso	CodCurso	Código del Curso	{A101,A201,S001,D206}
	Preliminar	CicloSeccion	Ciclo en que se dictó la sección	{2009-I,2010-II,2011-I,2012-II}
	Preliminar	NomProfesor	Nombre del profesor del Curso en esa sección	{Chaupis, Abel; Parasi, Víctor; Barrientos, Alfredo}
	Curso	CodAlumno	Código del alumno	{200910033, 201020059, 201110324, 201121234}
	Preliminar	PromFinal	Promedio Final del alumno en dicho curso	{16, 15, 18, 11, 12}

Método	Tabla	Variable	Descripción	Posibles Valores
	Curso	NomCurso	Nombre del Curso	{Programación 1, Base de Datos, Estadística 1}
	Curricula	CicloCurricula	Ciclo de la currícula	{2009-I,2010-II,2011-I,2012-II}
	Curricula	CodCursoAnt	Código Anterior del Curso	{D102,HU003,SI92,MA261}
	Curricula	NomCursoAnt	Nombre Anterior del Curso	{Historia del Perú, Matemática Básica para Ing.}
	Curso	CredCurso	Crédito del curso	{4, 5, 6, 2}
	Alumno	Carrera	Carrera del Alumno	{Ingeniería de Sistemas de Información, Ingeniería de Software}
	Alumno	NomAlumno	Nombre del alumno	{Apolaya Torres, Carlos Humberto; Espinosa Diaz, Adolfo}
	Alumno	SexoAlumno	Sexo del Alumno	{M,F}

Tabla 9 Campos Agregados

Fuente: Elaboración Propia

Generación de la data

En esta etapa, se genera nueva información con la data ya existente, transformándola y creando nuevas variables que servirán para cumplir con el objetivo del modelo de minería de datos. A continuación, se muestra las nuevas variables:

Método	Tabla	Variable	Descripción	Posibles Valores
Se obtienen en base a las variables directas	VistaCompleta	CntCreditos	Cantidad de Créditos que lleva el alumno en el presente ciclo	{14, 15, 16, 21, 25}
	VistaCompleta	CntCursos	Cantidad de Cursos que lleva el Alumno en el presente ciclo	{4, 7, 6, 5, 3}

VistaCompleta	PndAlumno	Promedio Ponderado del Alumno	{16, 15.25 , 18, 11 , 12.49}
VistaCompleta	EstAlumno	Estado del alumno	{APROBADO, DESAPROBADO}
VistaCompleta	CodSCA	Concatenado de Curso-Ciclo-Profesor	{MA1762009-IINOVOA, HU032009-IPEÑA, HU1592009-IIGARAY}
VistaCompleta	VecesLlevado	Número de veces que el alumno ha llevado el curso	{1, 3, 2, 4}
VistaCompleta	PorcenAprobados	Porcentaje de aprobados de una Sección de un Curso	{50.0, 67.8, 43.6, 24,25}
VistaCompleta	DificulCurso	Dificultado del Curso	{10.0, 10.88, 16.50, 17.25}

Tabla 10 Generación de Data

Fuente: Elaboración Propia

4.3.4 Data Mining

En esta fase, se seleccionó las variables consideradas para el modelo y luego se ingresó a la herramienta (Data Tools de Microsoft) para que la data sea procesada por el algoritmo seleccionado (Árboles de Decisión) y posteriormente validada (*Cross Validation 10-Fold*).

Para ello se hace un análisis de las variables que afectan al modelo y se decidió seleccionar las siguientes con los siguientes tipos de datos presentados en la herramienta:

Variable	Tipo
CntCreditos	input
CntCursos	input
CodAlumno	ignore
CodCurso	ignore

CredCurso	input
DificulCurso	input
EstAlumno	PredictOnly
IDSecCurAlu	key
NomAlumno	ignore
NomCurso	ignore
PndAlumno	input
PorecAprobados	input
VecesLlevado	input

Tabla 11 Variables escogidas

Fuente: Elaboración Propia

Donde:

- *PredictOnly*: Es la variable a que se desea predecir.
- *Input*: Son aquellas variables que afectan directamente al resultado que se quiere obtener ya que el algoritmo se alimenta de dicha información.
- *Key*: Se utiliza como identificador único.
- *Ignore*: Son variables que no afectan al algoritmo y su función es complementar los resultados obtenidos con información ya existente.

Luego de ejecutar la herramienta se genera la validación de los resultados que sirve para saber el porcentaje error que tiene el modelo

Para ello se utiliza la matriz de confusión:

		Estado real	
		TP	FP
Predicción		Verdadero Positivo	Falso Positivo
		Falso Negativo	Verdadero Negativo
		FN	TN

Ilustración 16 Matriz de Confusión

Fuente: Elaboración Propia

A continuación, se muestra el detalle de cada una de las variables de la fórmula del porcentaje de error.

Variable	Descripción	Predicción	Predicho	Real
TP	verdadero negativo	Correcta	Desaprobado	Desaprobado
TN	verdadero positivo	Correcta	Aprobado	Aprobado
FP	falso negativo	Incorrecta	Desaprobado	Aprobado
FN	falso positivo	Incorrecta	Aprobado	Desaprobado

Tabla 12 Matriz de confusión

Fuente: Elaboración Propia

Finalmente, se obtuvo el porcentaje de error luego de la ejecución del algoritmo y se pudo apreciar los resultados obtenidos para su posterior análisis y mejora del modelo.

Luego de la ejecución del proyecto se concluye que es necesario tener una adecuada documentación de las fases a considerar para el modelo. Asimismo, el modelo debe ser lo suficientemente flexible para permitir cambios luego de cada procesamiento de información para que pueda ser mejorado constantemente. Por último, se recomienda cuestionar las variables seleccionadas para el modelo ya que el modelo depende de ellas para tener un mayor porcentaje de acierto.

CAPÍTULO 5: Continuidad del Proyecto

El presente capítulo detalla los resultados obtenidos al implementar el modelo, las pruebas realizadas y recomendaciones para la continuidad del proyecto.

En el presente capítulo se detalla los resultados obtenidos en las ejecuciones del modelo. Además, se muestra los resultados obtenidos al modificar el modelo en base a un nuevo escenario. Finalmente, se presenta la propuesta de la continuidad del proyecto para su posible implementación en un escenario real.

Resultados de la Ejecución del Proyecto

Luego de ejecutar el modelo de predicción en la herramienta Data Tools, se puede obtener diagramas y resultados en base a la ejecución que facilitan una adecuada interpretación de la data obtenida.

En la primera ejecución se obtuvo el siguiente gráfico se puede apreciar que variables afectan directamente el resultado del proyecto. Lo que permite escoger las más adecuadas para el modelo.

Ilustración 17 Diagrama de Dependencia

Fuente: Elaboración Propia

Además, se utilizó la matriz de confusión para interpretar los resultados obtenidos luego de ejecutar la técnica de validación (*Cross Validation 10-Fold*) y así, obtener el porcentaje de error del modelo en la primera ejecución. A continuación se presenta los resultados:

Formula Porcentaje de Error	$\%Error = 1 - \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$
-----------------------------	---

Tabla 13 Formula Porcentaje de Error

Fuente: Elaboración Propia

El siguiente cuadro presenta a detalle los resultados de la primera ejecución

Diagnostico	Conteo	Porcentaje
TN	317	16.31%
TP	1436	73.91%
FN	72	3.71%
FP	118	6.07%

Tabla 14 Resultados Matriz de Confusión

Fuente: Elaboración Propia

En la que el resultado obtenido es:

%Error	9.778693%
%Aciertos	90.221307%

Tabla 15 Porcentaje de error hallado

Fuente: Elaboración Propia

Luego, se hizo un análisis de cada uno de los ciclos para observar la consistencia y el comportamiento de la información extraída. Endicho análisis se obtuvo los siguientes resultados:

Ilustración 18 Ciclos Errados

Fuente: Elaboración Propia

Posteriormente, se observó que los resultados de los ciclos 2010-I y 2014-II no se encontraban completos, por lo que fue necesario extraer la información nuevamente.

El siguiente cuadro muestra los resultados obtenidos en el gráfico anteriormente presentado:

%Error por ciclo			
Ciclo	Registros	Entrenado	10-Fold
2009-I	861	17.441860%	15.189873%
2009-II	940	9.574468%	16.470588%
2010-I	1943	6.701031%	7.428571%
2010-II	1849	12.500000%	13.772455%
2011-I	2044	9.313725%	10.326087%
2011-II	2193	9.589041%	12.121212%
2012-I	2635	11.406844%	9.282700%
2012-II	1117	8.391608%	9.302326%
2013-I	2899	7.958478%	9.160305%
2013-II	3362	11.011905%	9.900990%
2014-I	3339	8.408408%	9.666667%
2014-II	3661	4.885057%	4.777070%

Tabla 16 Porcentaje de error por ciclo

Fuente: Elaboración Propia

Luego, se evaluó la mejora del modelo con la agregación de la data de cada ciclo, simulando que el proceso se haya generado a lo largo de 6 años, pero de manera regresiva con el fin de observar si el cambio de datos y variables afectan al modelo de forma positiva o negativa. Obteniendo los siguientes resultados:

ID	Ciclo	Registros	Entrenado	10-Fold
1ro	2014-I	3339	0.084084084	0.096666667

ID	Ciclo	Registros	Entrenado	10-Fold
2do	2013-II + 1ro	6700	0.074626866	0.097844113
3ro	2013-I + 2do	9600	0.085416667	0.093641618
4to	2012-II + 3ro	12460	0.090690209	0.092691622
5to	2012-I + 4to	15090	0.08880053	0.090507726
6to	2011-II + 5to	17280	0.089699074	0.09125964
7mo	2011-I + 6to	19330	0.093119503	0.087981599
8vo	2010-II + 7mo	21180	0.084513692	0.092864638
9no	2010-I + 8vo	23120	0.08650519	0.091302259
10mo	2009-II + 9no	24060	0.089775561	0.092797784
11vo	2009-I + 10mo	24920	0.097512039	0.093137255

Tabla 17 Porcentaje de error acumulativo

Fuente: Elaboración Propia

Se observa que el modelo se mantiene relativamente constante aún con el aumento de data. Por lo que se puede afirmar que el análisis previo, el cambio de variables, la selección de los campos para el algoritmo es de carácter confiable.

Finalmente se volvió a ejecutar todo el algoritmo y validar el con la técnica de validación, obteniendo los siguientes resultados.

Diagnostico	Conteo	Porcentaje
Verdadero negativo	462	16.18%
Verdadero positivo	2135	74.70%
Falso negativo	113	3.95%
Falso positivo	148	5.17%

Tabla 18 Segundo resultados Matriz de Confusión

Fuente: Elaboración Propia

En la que el resultado obtenido es:

%Error	9.132260%
%Aciertos	90.867740%

Tabla 19 Segundo porcentaje de error hallado

Fuente: Elaboración Propia

Luego de obtener los resultados de la última ejecución del modelo se pudo observar las mejores, tal como se observa en el siguiente cuadro:

	1ra Ejecución	2da Ejecución
%Error	9.778693%	9.132260%
%Aciertos	90.221307%	90.867740%

Tabla 20 Comparativo Porcentaje de Error

Fuente: Elaboración Propia

Se puede observar que hubo una mejora del 0.64% aproximadamente lo cual a un nivel estadístico es significativo.

Finalmente, para validar que el modelo es adecuado se utilizó:

Ilustración 19 Cantidad de errores por nota

Fuente: Elaboración Propia

En el anterior gráfico se observa que la mayoría de los errores encontrados en el modelo de entrenamiento versus el resultado real se concentra entre las notas 10 y 14. Esto se debe a que entre dicho intervalo se encuentra la nota desaproboratoria. También, se puede observar que el punto máximo se encuentra en la nota 12, 0.5 puntos menos que la nota aprobatoria. Dicho gráfico es un sustento de que el modelo está siendo eficiente y consecuente con la información brindada por la escuela.

Propuesta de Continuidad

Resumen de lo obtenido

Se recibió una necesidad por parte del Profesor de la escuela de Ingeniería de Sistemas y Computación, Víctor Parasi Falcon, la cual consistía en lo siguiente:

Utilizar el modelo para realizar predicciones de rendimiento en alumnos ingresantes (que no cuentan con historial académico previo). Para ello el profesor entregó datos de los alumnos ingresantes del ciclo 2016-I, con el objetivo de predecir si los alumnos aprobarán el curso de “Compresión y producción de Lenguaje 1”.

Luego de ingresar los datos entregados por el profesor en el modelo, se modificó las siguientes variables de entrada:

Variable	Antes	Después
CntCreditos	Input	Input
CntCursos	Input	Input
CodAlumno	Ignore	Ignore
CodCurso	Ignore	Ignore
CredCurso	Input	Input
DificulCurso	Input	No Aplica
EstAlumno	PredictOnly	PredictOnly
IDSecCurAlu	Key	Key
NomAlumno	Ignore	Ignore
NomCurso	Ignore	Ignore
PndAlumno	Input	No Aplica
PorecAprobados	Input	No Aplica
VecesLlevado	Input	Input

Tabla 21 Variables modificadas

Fuente: Elaboración Propia

Con los resultados se observó lo siguiente:

Al no contar con el historial académico del alumno ingresante, el modelo no podía realizar una predicción acertada.

El modelo realizaba una predicción errada ya que el algoritmo de Árbol de Decisiones optaba por poner la muestra en una rama en la que los alumnos aprobaban de acuerdo a las variables ingresadas.

Excepciones al Modelo

Se identificó que el modelo necesita. Por otro lado al utilizar el modelo para predecir el rendimiento académico de alumnos con historial académico, este realiza una predicción acorde a lo investigado con las siguientes condiciones:

Se cuente con información histórica del rendimiento del alumno previa al ciclo que se requiere predecir.

El promedio requerido para aprobar un curso siga manteniéndose. (Se requiere un 13 de promedio para aprobar el curso)

Se realice una correcta estandarización entre cursos que hayan cambiado su peso en créditos.

Propuesta 1:

En base a los resultados obtenidos previamente se puede observar que el modelo de predicción puede ser aplicado en un escenario real, de tal forma que pueda ser utilizado como soporte a las decisiones administrativas de una universidad.

Por lo que se propone una mejora del modelo y su implementación dentro del proceso de matrícula ya que brindaría estadísticos importantes para la universidad y para los alumnos al tomar en cuenta los resultados predichos por la herramienta. Además, al obtener la cantidad de alumnos que puedan aprobar o no un curso en específico, podría ser utilizado para tomar decisiones, tales como:

- La cantidad de profesores a contratar para un curso, pero en el siguiente ciclo.
- La cantidad de tutores a contratar para un curso, pero en el siguiente ciclo.
- El número de secciones que se deben abrir en un ciclo de un curso en específico.

Propuesta 2:

Por otro lado, la investigación realizada puede ser utilizada por la Escuela de Ingeniería de Sistemas y Computación como *input* de proyectos de tesis que permitan implementar una solución basándose en el modelo presentado y/o utilizando la metodología KDD.

Recomendaciones para modificar el modelo

Para mejorar los resultados y que el algoritmo pueda predecir con mayor exactitud el estado aprobatorio de un alumno respecto a un curso, es necesario agregar nuevas variables que no estén relacionadas directamente la vida universitaria, tales como el nivel académico alcanzado por los padres, el lugar de estudios secundarios, los idiomas que el alumno tiene, si proviene de una familia estable, etc. Los cuales son factores que puedan ser analizados por el árbol de predicción y medir que tan útiles pueden ser al modelo propuesto ya que actualmente no se cuenta con dicha información,

Es importante mencionar que sería necesario solicitar acceso a una copia de la información de la base de datos de la universidad ya que la extracción de la data se hace tediosa y poco confiable ya que la red no soporta la descarga de algunos cursos al utilizar el método convencional de descarga desde la intranet de un profesor.

Al automatizar el proceso de carga de información se facilitaría la actualización y mantenimiento del modelo con ayuda de herramientas que permitan acceder a la base de datos de forma segura.

Conclusiones

Se plantea como continuidad del proyecto la mejora del actual modelo y su futura implementación en el proceso de matrícula.

La mejora del modelo se puede realizar mediante la inclusión de nuevas variables tal como se mencionó previamente o mediante la optimización de sus procesos como por ejemplo el proceso de carga de información. Además este modelo puede ser utilizado por la escuela para identificar cuantas secciones, profesores o tutores serán necesarios en un ciclo en base a la predicción realizada por el modelo.

Su futura implementación en el proceso de matrícula debe ser analizada ya que su inclusión puede ser utilizada para que los alumnos tomen conciencia y se organicen de tal forma que se enfoquen en los cursos que según el modelo pueda predecir que existe el riesgo que desaprueben.

CAPÍTULO 6: Gestión del Proyecto

En el presente capítulo se describen los resultados finales en la gestión propia del proyecto, en los aspectos de Resultado Final y las Gestiones de alcance, tiempo, comunicación, recursos humanos y riesgos.

Producto final

El producto final es un modelo de minería de datos aplicado al rubro educación. Dicho modelo fue conseguido gracias al apoyo de los coordinadores de la escuela de ingeniería de sistemas y computación.

En el modelo se implementaron técnicas y algoritmos de minería de datos, las cuales identifican patrones y ayudan a predecir el rendimiento académico de los alumnos. Es decir, se puede predecir qué tan probable es que alumnos determinados desapruében uno o más cursos basándose en su historial académico.

Gestión del Tiempo

En esta sección se detallarán las actividades realizadas según la planificación de trabajo determinada al inicio del proyecto y se describirán los retrasos y contratiempos que se presentaron.

Hito del proyecto	Fecha Estimada	Entregables incluidos	Prioridad
Aprobación y Firma del <i>Project Charter</i>	02/09/2014	<i>Project Charter</i>	Alta
Presentación Plan de Proyecto ante comité	25/09/2014	<i>Project Charter</i> , Cronograma, Plan de Trabajo	Alta
Aprobación resultados de algoritmo de árboles de Decisión	27/09/14	Informe de Resultados del Algoritmo	Alta
Presentación avance Estado del Arte	02/10/14	Estado del Arte	Alta
Presentación Marco Teórico	02/10/14	Marco Teórico	Alta
Aprobación resultados algoritmo de Bayes Naive	04/10/14	Informe de Resultados del Algoritmo	Alta
Aprobación resultados de algoritmo de Clústeres	18/10/14	Informe de Resultados del Algoritmo	Alta
Aprobación resultados de algoritmo de Asociación	01/11/14	Informe de Resultados del Algoritmo	Alta
Aprobación resultados de algoritmo de Serie Temporal	15/11/14	Paper de la investigación final	Alta

Hito del proyecto	Fecha Estimada	Entregables incluidos	Prioridad
Presentación Estado del Arte	20/11/14	Estado del Arte	Alta
Aplicación compilada para consolidar data	26/03/15	Aplicativo	Alta
Data recopilada de Facebook por medio del aplicativo	16/04/15	Base de Datos	Alta
Data Transformada	05/05/15	Base de Datos Transformada	Alta
Aplicar <i>Data Mining</i> e Identificar Patrones	14/05/15	Base de Datos	Alta
Presentación Memoria ante el comité	14/05/15	Memoria	Alta
Evaluar Resultados	26/05/15	Reportes e informes	Alta
Presentar Algoritmos y rubros	20/06/15	Presentar Algoritmos y rubros	Alta
Presentación del Paper	02/07/15	Paper	Alta
Presentación de la Memoria	02/07/15	Memoria	Alta
Poster	09/07/15	Poster	Alta

Tabla 22 Hitos del Proyecto

Fuente: Elaboración Propia

El alcance del proyecto tiene como objetivo concluir con la propuesta de modelo desarrollado a la largo del proyecto. Sin embargo, se tuvo que modificar las fechas ya que hubo un cambio de alcance del proyecto. Pero se lograron alcanzar las fechas gracias al avance oportuno del proyecto.

Gestión de los Recursos Humanos

A continuación, se detallará como se desarrolló la gestión de los recursos humanos y los inconvenientes surgidos durante la vida del proyecto.

Durante la primera parte del proyecto no se presentaron mayores contratiempos con respecto a la gestión de los recursos humanos.

Los jefes de proyecto cumplieron con las actividades de gestión del proyecto de acuerdo a los objetivos planteados y, asimismo, se aseguraron que el cronograma de trabajo se cumpla de acuerdo a lo establecido y, en caso no se pudiese, realizar las coordinaciones necesarias para los cambios y no afectar los objetivos planteados en coordinación con el cliente. Durante la primera etapa de investigación y consolidación, ambos integrantes trabajaron en las actividades de investigación del proyecto.

Al iniciar la segunda etapa del proyecto se realizó un cambio de alcance del proyecto. Adicionalmente, se tuvo que realizar la documentación necesaria para el control de cambios de los documentos involucrados.

Se dio un cambio en los roles de los integrantes del proyecto ya que solo puede haber un jefe de proyecto, por tal motivo se definió el rol de “Jefe de Investigación” al segundo integrante del proyecto.

Gestión de Comunicaciones

A continuación, se detallarán como se desarrolló la gestión de las comunicaciones y los inconvenientes surgidos.

En la primera etapa del proyecto se trabajó en la empresa virtual Innova TI, en donde se realizaron las comunicaciones por medio de correos en Gmail, llamadas telefónicas y reuniones presenciales durante los horarios de clase.

Adicionalmente, los medios de comunicación establecidos con el cliente fueron: correos por Gmail, correo de la universidad, llamadas telefónicas y reuniones presenciales en horarios que el cliente dispuso durante la semana incluyendo los días sábados y domingos.

En esta segunda etapa, se continuó trabajando en la empresa virtual Innova TI. La comunicación establecida fue correos por Gmail, llamadas telefónicas y reuniones presenciales en los horarios de clases. Los medios de comunicación con el cliente se mantuvieron sin ningún cambio y con la misma fluidez de la primera etapa.

Gestión de los Riesgos

Los riesgos enfrentados durante el desarrollo del proyecto fueron los siguientes:

- **Demora en la realización de los entregables.** Existieron retrasos en cuanto a los entregables solicitados por el cliente.

- **Modificación del alcance del proyecto.** En base a las reuniones realizadas con el cliente, el alcance del proyecto fue modificado.
- **Demora en el desarrollo del proyecto debido a la falta de recurso humano o por poco desenvolvimiento de este.** Este riesgo se dio en ambas etapas del proyecto, los recursos de TPD2 no desenvolvían adecuadamente entregando información de poco provecho en ciertas ocasiones.

Las actividades de mitigación fueron las siguientes de acuerdo a cada riesgo enfrentado respectivamente:

Se realizaron reuniones de emergencia entre los miembros del proyecto para cumplir con los entregables solicitados por el cliente.

Se realizó la documentación referente a gestión de cambio, por lo que entrego al profesor gerente y cliente para su respectiva aprobación.

Para el bajo rendimiento de los recursos TDP2, se establecieron evaluaciones de avance durante las horas de clase. A pesar de estas, no en todas las ocasiones se lograba recuperar el tiempo perdido en búsquedas sin resultados. Las continuas evaluaciones lograron alertar sobre los retrasos, sin embargo, se tuvo que recurrir a realizar las búsquedas personalmente para evitar retrasos en el proyecto.

En los escenarios en los que no se disponía de recursos de TDP2, la carga de investigación se distribuía entre ambos integrantes de proyecto.

Lecciones aprendidas

En esta sección se mencionan las lecciones que se han aprendido a lo largo del desarrollo de la investigación:

Durante la investigación se encontraron fuentes de información en distintos papers de investigación referentes al rubro de educación que apoyaban el uso del algoritmo de árboles de decisión utilizado para generar este modelo de minería de datos.

El alcance puede cambiar con facilidad y para ello es necesario considerar tiempos adecuados de elongación que permitan llegar al objetivo.

El modelo depende mucho de la estructura y consistencia de la data que ingresa, por ello es necesario revisar que la data sea correctamente ingresada y verificada.

Es necesario tener un adecuado control de cambios para tener mapeados todos los documentos que son afectos por algún cambio efectuado a lo largo del proyecto.

CONCLUSIONES

- Se obtuvo un porcentaje de error de 9.13% de la ejecución del algoritmo y se pudo apreciar los resultados obtenidos para su posterior análisis y mejora del modelo.
- Por ultimo, se concluye que es necesario tener una adecuada documentación de las fases a considerar para el modelo. Asimismo, el modelo debe ser lo suficientemente flexible para permitir cambios luego de cada procesamiento de información para que pueda ser mejorado constantemente.
- Además, se recomienda cuestionar las variables seleccionadas para el modelo ya que el modelo depende de ellas para tener un mayor porcentaje de acierto.

Bibliografía

- ADEDOYIN-LOWE, Marian, MEDHAT, Mohamen (2012) A Survey of Data Mining Techniques for Social Network Analysis (consulta: 12 de octubre del 2014)
- AGGARWAL, C. (2011) An Introduction to social networks data analytics. Springer US, Asiahack (2014) (<http://asiahack.com/wp-content/uploads/2014/04/356-HEALINT-shiny.jpg>) Sitio web que contiene la imagen (consulta: 15 de octubre del 2014)
- CAVIEDES, Andrés y HERNÁNDEZ, Freddy (2013) Algoritmo Naive Bayes. Presentación PowerPoint (consulta: 28 de Agosto de 2014) (<http://es.slideshare.net/kvieds/algoritmo-naive-bayes>)
- CHIECO, Filippo y OTROS (2010) Algoritmo del vecino más cercano aplicado a la web Filmaffinity.com (consulta: 05 de Septiembre de 2014) (<http://www.it.uc3m.es/jvillena/irc/practicas/10-11/05mem.pdf>)
- CHIMBELU, Chiponda (2013) Machine Learning to help doctors predict the success of epilepsy brain surgery. En: DW (consulta: 12 de Septiembre de 2014) (<http://www.dw.de/machine-learning-to-help-doctors-predict-the-success-of-epilepsy-brain-surgery/a-16991493>)
- DALTON, Lori y OTROS (2009) Clustering Algorithms: On Learning, Validation, Performance, and Applications to Genomics (consulta: 05 de septiembre de 2014) (<http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2766793/>)
- DW (2014) (http://www.dw.de/image/0,,16314385_401,00.jpg) Sitio web que contiene la imagen (consulta: 15 de octubre del 2014)
- EDUCATIONAL DATA MINING (2009) Recommendation in Higher Education Using Data Mining Techniques 2009
- EDUCATIONAL DATA MINING (2010) A Case Study: Data Mining Applied to Student Enrollment 2010
- GALÁN, Sergio (2007) Filtrado Colaborativo y Sistemas de Recomendación (consulta: 24 de agosto de 2014) (<http://www.it.uc3m.es/jvillena/irc/practicas/06-07/31.pdf>)
- GIMENO, Juan (2010) Sistemas de Recomendación. Presentación PowerPoint. (Consulta: 24 de agosto de 2014) (<http://es.slideshare.net/jmgimeno/sistemas-de-recomendacin>)
- GitHub (2013) (<http://phdp.github.io/posts/2013-07-05-dtl.html>) Sitio web de Philippe Desjardins-Proulx; contiene descripción de machine learning (consulta: 27 de septiembre)
- GÓMEZ, Vanessa (2012) Sistemas de Recomendación: Filtrado Colaborativo. Presentación PowerPoint. (Consulta: 24 de agosto de 2014) (<http://www.tsc.uc3m.es/~miguel/MLG/adjuntos/VanessaRecommender.pdf>)

GONZÁLEZ, Andrés (2014) Conceptos básicos de Machine Learning. En: CleverTask (consulta: 09 de Septiembre) (<http://www.clevertask.com/conceptos-basicos-machine-learning/>)

GRANGE, Álvaro (2013) Apuntes de Machine Learning. En: Álvaro Brange's Blog (consulta: 09 de Septiembre de 2014) (<http://brange.me/2013/07/07/apuntes-de-machine-learning/>)

GUERRA, Alejandro (2009) Árboles de Decisión (consulta: 27 de Agosto de 2014) (<http://www.uv.mx/aguerra/documents/2009-mpi-12.pdf>)

GUTIÉRREZ-OSUNA, RICARDO (2014) Leave-one-out Cross Validation (consulta 15 de Septiembre) (http://courses.cs.tamu.edu/rgutier/ceg499_s02/l13.pdf)

HAMILTON, Laura (2014) Six Novel Machine Learning Applications (consulta: 12 de Septiembre) (<http://www.forbes.com/sites/85broads/2014/01/06/six-novel-machine-learning-applications/>)

HO, Rocky (2012) An Introduction to 6 Machine Learning Models. En: DZone (consulta: 12 de Septiembre de 2014) (<http://architects.dzone.com/articles/introduction-6-machine>)

HUECAS y SALVACHÚA (2010) Filtros Colaborativos y Sistema de Recomendación. Presentación PowerPoint. (Consulta: 24 de agosto de 2014) (<http://es.slideshare.net/ghuecas/filtros-colaborativos-y-sistemas-de-recomendacin>)

IBAÑEZ, Felipe (2011) Métodos de Agrupamiento en el cálculo de distancias entre usuarios en un Sistema de Recomendación basado en Algoritmos de Filtrado Colaborativo. (consulta: 04 de Septiembre de 2014) (http://e-archivo.uc3m.es/bitstream/handle/10016/12387/PFC_Felipe_Ibanez_Vazquez.pdf?sequence=1)

IEEE, Machine Learning Applications in Speech Processing (2014) <http://www.ieeeglobalsip.org/symposium/mlasp.html> (Consulta: 28 de Agosto 2014)

Introducción a Data Mining (<http://halweb.uc3m.es/esp/Personal/personas/jmmarin/esp/DM/introduccion-DM.pdf>) (Consulta: 02 de Julio del 2014)

JENSEN, David y NEVILLE, Jennifer (2002) Data Mining in Social Networks Computer Science Department Faculty Publication Series. Paper 67

KUMAR, Surjeet; BHARADWAJ, Brijesh; PAL Saurabh (2012) Data Mining Applications: A comparative Study for Predicting Student's performance, pp 13-19. En: International Journal Of Innovative Technology & Creative Engineering vol. 1, No.1

LINOFF, Gordon S. y BERRY, Michael J.A. (2011) Data Mining Techniques for marketing, sales, and customer relationship management. Indianapolis: Wiley Publishing.

LISPWORKS (2014) Machine Learning Engine (consulta: 12 de Septiembre) (<http://www.lispworks.com/success-stories/brs-mle.html>)

MATHWORKS (2014) Aprendizaje Supervisado (Machine Learning) de flujo de trabajo y Algoritmos (consulta: 11 de Septiembre) (<http://www.mathworks.com/help/stats/supervised-learning-machine-learning-workflow-and-algorithms.html>)

MICROSOFT (2014) <http://msdn.microsoft.com/es-es/library/bb510516.aspx> (Consulta: 21 de Agosto 2014)

OLADIPUPO, Taiwo (2014) Types of Machine Learning Algorithms (consulta: 10 de Septiembre) (<http://cdn.intechopen.com/pdfs-wm/10694.pdf>)

Plagatux (2008) (<http://plagatux.es/wp-content/uploads/2008/04/python-logo.png>) Sitio web que contiene la imagen (consulta: 10 de octubre del 2014)

PRIETO, Oscar (2010) (<http://www.infor.uva.es/~isaac/doctorado/AprendizajeBayesiano.pdf>) Aprendizaje Bayesiano. Presentación en power point a la cual pertenece la imagen. Presentación (consulta: 10 de septiembre del 2014)

Q. A. AI-RADAIDEH, E. M. AI-SHAWAKFA, and M. I. AI-NAJJAR, "Mining Student Data using Decision Trees", International Arab Conference on Information Technology (ACIT'2006), Yarmouk University, Jordan, 2006

RFI english (2012) (<http://www.english.rfi.fr/americas/20121215-kaggle-makes-data-science-sport>) Sitio web que contiene la imagen de Kaggle. (Consulta: 28 de septiembre)

RODRIGUEZ, Oldemar (2013) Validación Cruzada (cross-validation) y remuestreo (bootstrapping). Presentación PowerPoint (econsulta: 16 de Septiembre de 2014) (http://www.oldemarrodriguez.com/yahoo_site_admin/assets/docs/Presentaci%C3%B3n_-_CV.293124233.pdf)

SANCHEZ, Francesc (2013) El algoritmo de series temporales. En: DBA Business Analytics (consulta: 29 de Agosto de 2014) (<http://francescsanchezbi.webnode.es/news/el-algoritmo-de-series-temporales/>)

SERVENTE y GARCÍA-MARTÍNEZ (2003) Algoritmos TDIDT Aplicados a la Minería de Datos Inteligente (consulta: 27 de agosto de 2014) (<http://laboratorios.fi.uba.ar/lsi/R-ITBA-26-datamining.pdf>)

SOLANO, Braulio (2012) Tareas de la minería de datos: reglas de asociación y secuencias.
Presentación PowerPoint (consulta: 05 de Septiembre de 2014)
(<http://bsolano.com/ecci/claroline/backends/download.php/UHJlc2VudGFjaW9uZXMvNy5fVGfyZWZzX2RlX2xhX21pbmVy7WFfZGVfZGF0b3MsX3JlZ2xhc19kZV9hc29jaWFjafNuLnBkZg%3D%3D?cidReset=true&cidReq=CI2352>)

SPRINGER (2014) Fundamentals of Machine Learning (consulta: 12 de Septiembre)
(http://www.springer.com/cda/content/document/cda_downloaddocument/9781447155706-c2.pdf?SGWID=0-0-45-1432520-p175474383)

SUCAR, Enrique (2011) Métodos de Inteligencia Artificial. Presentación PowerPoint (consulta: 05 de septiembre de 2014) (<http://ccc.inaoep.mx/~esucar/Clases-MetIA/MetIA-16.pdf>)

Universidad Carlos III de Madrid (2012) (<http://www.it.uc3m.es/jvillena/irc/practicass>) Sitio web que contiene la imagen (consulta: 10 de octubre del 2014)

VIALARDI, A Data Mining Approach to Recommend Learning Paths based on Academic Performance.

WITTEN, Ian, HOLMES, Geoffrey y FRANK Eibe (2011) Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques. Burlington: Elsevier.

ZHENG, Fei y WEBB, Geoff (2014) Tree Augmented Naive Bayes. En: SpringerReference (consulta: 28 de Agosto) (<http://www.springerreference.com/docs/html/chapterdbid/179562.html>)

ZHENG, Fei y WEBB, Geoff (2014) Tree Augmented Naive Bayes. En: SpringerReference (consulta: 28 de Agosto) (<http://www.springerreference.com/docs/html/chapterdbid/179562.html>)