



Universidad del Desarrollo
Facultad de Ingeniería

Deserción académica y uso de sistemas LMS durante la pandemia COVID 19

Tesis presentada a la Facultad de Ingeniería de la
Universidad del Desarrollo para optar al grado
académico de Magíster en Ciencias de la Ingeniería

Matías Rojas Tejo

Profesor guía: PhD. Loreto Bravo C.

Facultad de Ingeniería
Universidad del desarrollo

Octubre 2023

©Se autoriza la reproducción parcial o total de esta obra para fines académicos o de investigación, siempre y cuando se incluya en la referencia bibliográfica.

*Mañana vas a encontrar una flor que te dejé
contra el pecho abrazarás su suave fuego
y en una danza sutil, libélulas de jardín
cruzarán el cielo de tus sentimientos*

Agradecimientos

Es complejo dedicar una plana de agradecimiento teniendo tanta gente que día a día me apoya, pero intentaré ir al grano:

A mis colegas y amigas que siempre apoyaron y acompañaron en este proceso: Berni, Coni y, en especial, a Rocío, gran coordinadora del magíster que estuvo demasiado atenta a que esta tesis resultara. Nunca dejó de tenerme fe, por algún motivo.

A mis padres, por darme una sólida formación y por inculcarme que el trabajo bien hecho siempre trae frutos. A mis hermanos y sus hermosos hijos Mateo, Facundo y Matilde, mis únicos tíos (George y Lucía) y mis únicas primas (Jessica y Carola), con Tomás y Nicolás, que me han acompañado desde que tengo memoria. Me enorgullece poder ser la primera persona de mis ramas familiares en obtener el grado de Magíster. No dejaré fuera a mis amigos con los que comparto siempre: Lucas, Ina, Magui, Tomi y Franco.

A Loreto Bravo, por ser mi profesora guía de esta tesis, con quien ya mantenemos un lazo profesional por varios años. Me dio la oportunidad de ser su ayudante en el primer año que hizo clases en la UDD, me enseñó bastante en el proceso y fue la impulsora para que me dejaran hacer clases y descubrir mi vocación como docente. En este mismo punto, no puedo dejar fuera a Rodrigo Trigo, mi primer profesor que tuve en la Universidad y que me eligió como ayudante en un vetusto segundo semestre del 2013. Tampoco puedo excluir a Mauricio Dabdoub, quien me llevó a una institución muy grande a nivel nacional a realizar la ayudantía de su curso y ya hemos trabajado juntos en ella por varios años, y, gracias a esto, he generado y aumentado mis redes.

En el ámbito profesional, no se puede dejar fuera a grandes personas que siempre confiaron en mí. A Carola Palma, quien fue la primera persona de la UDD en confiar en mi trabajo, cuando era un simple mechón; a Javier Castro por darme oportunidades laborales; a Macarena Donoso por ayudarme a crecer como profesional y apoyar este trabajo cada vez que lo requerí.

Para finalizar, no puedo dejar fuera al equipo del CID UDD, en especial a José Morillo, quien me dio la oportunidad de trabajar con él analizando datos del primer semestre de uso de Canvas y luego colaborar con la confidencialidad de los datos para efectos de este trabajo.

Podría seguir agradeciendo a mucha gente, pero no me da el espacio para más. Disfruten de este trabajo, que lo hice con mucho cariño y dedicación.

Resumen

Este trabajo presenta un estudio de datos para determinar la relación existente entre la actividad de los alumnos de la Facultad de Ingeniería de la Universidad del Desarrollo en el Learning Management System Canvas y la deserción académica de ellos.

El objetivo de esta investigación es encontrar variables estadísticamente significativas que determinan la deserción académica según la actividad de los alumnos en Canvas.

Para lograrlo se propone un análisis de datos, generados por el LMS utilizando la estadística descriptiva, y regresiones lineales y logísticas.

Los datos muestran que la deserción académica se puede analizar a través de una regresión logística cuya exactitud es 70,86 % y precisión del 70 %, con posibilidad de mejorar su rendimiento, utilizando variables de caracterización personal de la población de estudiantes, con una exactitud de 71,58 % y una precisión del 72,36 %.

En síntesis, las variables del LMS que generan advertencia respecto a la decisión de un alumno que no continuará estudiando son cantidad de clics en tests¹, foros de discusión, tareas, cursos y mensajes enviados, además de la cantidad de conexiones a Zoom por el estudiante.

Las variables mencionadas no tienen relación lineal significativa con la deserción académica, pero las encontradas son las variables independientes de la regresión logística que logran generar una alerta sobre el comportamiento del alumno.

¹Se entiende como clics en tests: cambios de alternativas, responder preguntas, avanzar o retroceder en preguntas y finalizar el test.

Abstract

The present work is made based on a data study in order to determine the causal relation between the virtual participation in Canvas (Learning Management System) and the academic dropout by students of the School of Engineering, at Universidad del Desarrollo.

The main objective of this study is to find statically significant variables that could explain the dropouts between the years 2020-2021.

In order to achieve this purpose, this study proposes a massive data analysis of data generated by LMS – Canvas, using descriptive statistics, correlation analysis and logistical and lineal regressions, comparing them.

Data proves that academic desertion can be analyzed through a logistic regression with an accuracy of 70,86 % and precision of 70 %, with the possibility of improving their performance with an accuracy of 71,58 % and a precision of 72,36 % using personal information of each student.

In summary, the variables that could be a warning sign about the student's decision not to continue studying are the number of clicks on tests, discussion forums, assignments, courses and messages sent, in addition to the number of connections to Zoom made by the student.

The previously mentioned variables do not have a significant linear relationship with academic desertion, and those found are the independent variables of the logistic regression generating an alert about the behavior of the student.

Índice general

1. Capítulo 1: Introducción	6
1.1. Motivación	6
1.2. Hipótesis	7
1.3. Objetivos	7
1.3.1. Objetivo General	7
1.3.2. Objetivos específicos	7
2. Capítulo 2: Estado del arte	8
2.1. Enseñanza a Distancia	8
2.2. Deserción académica	8
2.3. Estudios sobre deserción	10
2.4. Deserción académica en cursos online	12
2.5. Modelos de predicción en deserción académica	13
2.6. Learning Management System	14
3. Capítulo 3: Metodología	15
3.1. Paradigma de diseño	15
3.2. Población de estudio	15
3.3. Datasets	17
3.3.1. Anonimización de datos personales	17
3.3.2. Datos académicos	17
3.3.3. Datos del LMS Canvas	17
3.4. Plan de análisis de datos	19
3.4.1. Exploración de datos	19
3.4.2. Creación de modelos estadísticos	20
4. Capítulo 4: Resultados y discusión	23
4.1. Situación base Facultad de Ingeniería	23
4.1.1. Análisis exploratorio de datos	23
4.2. Modelos de deserción	25
4.2.1. Regresión lineal	25
4.2.2. Regresión logística	26
4.3. Discusión de resultados	27
5. Capítulo 5: Conclusiones y recomendaciones	29
5.1. Conclusiones	29
5.2. Limitaciones	29
5.3. Trabajo futuro	30
6. Bibliografía	31

Índice de figuras

2.1. Modelo de Tinto	11
2.2. Modelo de Ethington	12
3.1. Modelo Relacional formado a partir de los dataset utilizados para el proyecto.	19
4.1. Promedio anual de los alumnos de la Facultad de Ingeniería entre los años 2018 a 2020	24
4.2. Representación gráfica de los residuos estandarizados respecto a los cuantiles teóricos, encontrados por la regresión lineal con variables significativas	26

Índice de cuadros

3.1. Distribución de alumnos por carrera	16
3.2. Variables del dataset de antecedentes académicos	18
3.3. Variables del dataset obtenido a partir de <i>request</i> del LMS Canvas.	19
3.4. Categorías de estados académicos	21
4.1. Cantidad de ramos aprobados y reprobados de los alumnos de la Facultad de Ingeniería por año de ingreso	24
4.2. Cantidad de hombres y mujeres, con su deserción académica .	25
4.3. Matriz de confusión de la regresión logística considerando los datos del LMS Canvas	26
4.4. Matriz de confusión de la regresión logística considerando datos del LMS Canvas y el género con que se indentifica el estudiante	27
4.5. Matriz de confusión ideal de una regresión logística	28

Capítulo 1: Introducción

1.1. Motivación

Dos hechos históricos que afectaron a Chile de forma consecutiva (estallido social de octubre del 2019 y la pandemia Covid-19 que llegó al país en el año 2020) y la irrupción de nuevas alternativas tecnológicas han motivado a diversas instituciones de educación superior a buscar la manera de seguir formando profesionales, pero de forma remota. Es así como las clases online se transformaron en una realidad.

La Universidad del Desarrollo comenzó a implementar la plataforma Canvas desde el año 2018. Ésta es un Learning Management System (LMS) creado en 2008, para facilitar el uso de este tipo de herramientas en los cursos online y apoyar los cursos presenciales.

La repentina interrupción de la presencialidad a causa de la pandemia obligó a virtualizar el 100% de las clases en este centro de educación superior desde el lunes 16 de marzo del 2020 hasta el lunes 07 de septiembre del 2020, cuando retomaron algunas actividades presenciales los alumnos de Arquitectura.¹ Hasta la fecha de escritura de este estudio, no se han encontrado modelos de deserción en la literatura respecto a la deserción académica a causa de la pandemia específicamente, apoyado por la data del LMS.

Aprovechando la gran cantidad de datos que genera esta plataforma que se implementó, se puede predecir si un alumno no continúa con sus estudios en base a su comportamiento.

Entendida esta realidad y considerando el estado del arte a presentar en este documento, es posible efectuar el siguiente cuestionamiento de contexto: ¿Cuáles fueron las variables relevantes de la actividad en el LMS Canvas de los alumnos de la Facultad de Ingeniería de la Universidad del Desarrollo que alertan sobre la deserción académica?

En efecto, en la Universidad y la literatura a estudiar en este documento, no se posee claridad respecto a dichas variables y desconoce la eventual existencia de una relación estadística significativa entre el uso del LMS institucional y la tasa de retención de los alumnos durante el tiempo de la pandemia. Cabe destacar que sí existen estudios previos a este hecho.

Tras analizar las bases teóricas fundamentales para este estudio, cabe mencionar que la principal motivación para realizarlo ha sido la oportunidad de analizar una rica fuente de datos, que es el LMS, para alertar tempranamente sobre los alumnos que podrían caer en riesgo académico. Para esto

¹El resto de las carreras finalizó el año en clases online y no fue hasta el primer semestre del 2022 que no volvieron a tener clases 100% presenciales, ya que la Universidad implementó un sistema híbrido.

se propone un análisis de regresiones lineales y logísticas que expliquen la deserción académica respecto a variables de uso de Canvas durante marzo del 2020 y agosto del 2021. En este sentido, el estudio contribuye a entender cómo usa esta plataforma un alumno que será desertor.

1.2. Hipótesis

Se pudo predecir estadísticamente al término de cada periodo lectivo la deserción académica según el comportamiento de los alumnos de la Facultad de Ingeniería de la Universidad del Desarrollo en el Learning Management System Canvas durante el periodo comprendido entre marzo del 2020 y agosto del 2021.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo General

Entendiendo la propuesta y la contribución del estudio, el objetivo general de este trabajo es establecer las variables que determinan la deserción académica a través del análisis de datos de actividad del LMS Canvas de los alumnos de la Facultad de Ingeniería de la Universidad del Desarrollo durante la pandemia Covid-19 (2020 y 2021) para contribuir, a futuro, a desarrollar modelos de predicción para combatir la deserción académica por parte de las autoridades de dicha escuela.

1.3.2. Objetivos específicos

1. Estudiar la deserción académica y las estrategias implementadas en la Facultad de Ingeniería de la Universidad del Desarrollo para poder evitarla.
2. Revisión bibliográfica sobre usos de datos de LMS en instituciones de educación superior y otras estrategias de modelos de predicción sobre la deserción académica.
3. Analizar los datos recolectados por el LMS Canvas, identificando variables relevantes en la deserción académica, basándose en las variables definidas por otros autores en la revisión bibliográfica.

Capítulo 2: Estado del arte

2.1. Enseñanza a Distancia

Es un término que se utiliza desde el siglo XVIII, por ende su concepto ha ido adaptándose a nuevos tiempos, según la tecnología disponible y empleada en cada época. Por ejemplo, en un comienzo fue para que mujeres, esclavos y personas de bajo estrato socio-económico tuviesen acceso a la educación. Hoy, en cambio, es la oportunidad de adquirir conocimiento en cualquier lugar y momento (Chaves, 2017).

En la literatura se puede encontrar frecuentemente la mención a los cursos online masivos abiertos (MOOC, por sus siglas en inglés) como un método de enseñanza de educación virtual, que son “una extensión del aprendizaje virtual actual” (Sagastume, 2017).

De la misma forma, aunque en menor cantidad, se puede encontrar menciones a los “pequeños cursos online privados” para definir a aquellos métodos de enseñanza de cursos impartidos por una institución y que no son abiertos (Fox, 2014).

Sin embargo, ya que la Comisión Nacional de Acreditación no ha determinado estándares, la educación a distancia se percibe de menor calidad que la educación presencial (Araya-Castillo, 2017).¹

2.2. Deserción académica

El primer investigador en mencionar el concepto de deserción académica fue Durkheim (1897) que encontró una relación conceptual entre el fracaso académico y el suicidio. De acuerdo al Diccionario Enciclopédico de Ciencias de la Educación (2004) la deserción académica «es el acto deliberado o forzado mediante el cual un(a) estudiante deja su aula o centro académico». Si bien esta definición es clara, Tinto (1982) es más específico y define la deserción de acuerdo a la perspectiva de los involucrados:

1. Desde el individuo: fracaso de terminar un programa de estudios, pero un paso positivo para dedicar todo el tiempo disponible a las metas personales.
2. Desde la institución: resultado del funcionamiento de la organización, es decir, que el centro educativo consiga tener un funcionamiento ideal para retener a los alumnos.

¹Nota de autor: al momento de desarrollo de este proyecto, se acreditó el Instituto IACC, siendo la primera institución de educación superior 100 % online en ser acreditada.

3. Desde el estado: Abandono o interrupción de cualquier modalidad de estudio. Importante recalcar que esta definición no se limita a sólo una casa de estudios, ya que para el estado no se debería entender como deserción el hecho que una persona cambie de una institución a otra, sin embargo, esto sí sería una deserción desde la institución.

También, Durán (1990) define que la deserción hay que estudiarla a partir de tres enfoques:

1. Integración: Cuando el estudiante no logra relacionarse con los espacios intelectuales y sociales de la comunidad universitaria en la que está inserto.
2. Estructural: Es el resultado de las contradicciones de los diferentes subsistemas (político, económico y social) que integran el sistema social en su conjunto, que finalmente inciden en la decisión de desertar del individuo. Básicamente, el alumno no logra adaptarse a un contexto educacional distinto al de su formación personal.
3. Economicista: Hace referencia a la elección por parte del estudiante de invertir tiempo, energía y recursos en cosas o situaciones que le generen un beneficio mayor a estudiar en el futuro.

Cabe destacar que Durán no considera la capacidad académica del estudiante dentro de sus enfoques.

Podemos también encontrar la definición de Castaño (2004) quien define la deserción académica a través de dos parámetros:

1. Para el tiempo: Dependiendo del tiempo que ha transcurrido desde la admisión hasta la deserción se puede determinar si es precoz, temprana o tardía.
2. Para el espacio: En relación al tipo de deserción se puede determinar interna, institucional o total.

En otra posición, está Cabrera (2006) quien asegura que la deserción académica es sólo un concepto de los hispano-parlantes para un conjunto de elementos que tiene como factor común el abandono o suspensión de estudios. Estos elementos son:

1. Abandono involuntario.
2. Dejar una carrera para iniciar otra en la misma institución.
3. Dejar la carrera para iniciar otra en una institución distinta.
4. Irse de una Universidad a otra para completar estudios iniciados.

5. Renunciar a la formación universitaria para tomar otro rumbo.
6. Interrumpir la formación con la intención de retomarla.

Finalmente, Tinto (1982) concluye que hay deserción en aquel estudiante que no tiene actividad académica en un periodo de tres semestres, lo que ha sido adaptado universalmente para medir la deserción efectivamente.

2.3. Estudios sobre deserción

La literatura existente respecto a la deserción se basa principalmente en aplicación y demostración del modelo propuesto por Tinto (1975, ajustado en 1987). Este modelo está basado en el modelo de Spady (1970) y Bean (1980). Principalmente busca explicar, a través de variables externas e internas (agrupadas como formales e informales) a cada individuo la decisión de abandono universitario (figura 2.1). Este modelo sugiere que cada estudiante ingresa a la Universidad con una base valórica, generada por sus antecedentes familiares, la que debe comenzar a compatibilizar con las metas, objetivos y compromisos personales. Tan pronto como el alumno es parte del sistema educacional universitario, las variables mencionadas deben volver a conjugarse con las nuevas interacciones: docentes, compañeros, actividades extracurriculares, desempeño académico y métodos de enseñanza del centro educativo. Esto generará el que las metas, objetivos y compromisos originales, se volverán a establecer (o confirmar, en un caso de congeniar perfectamente) y decidirá la continuidad del alumno en la Universidad.

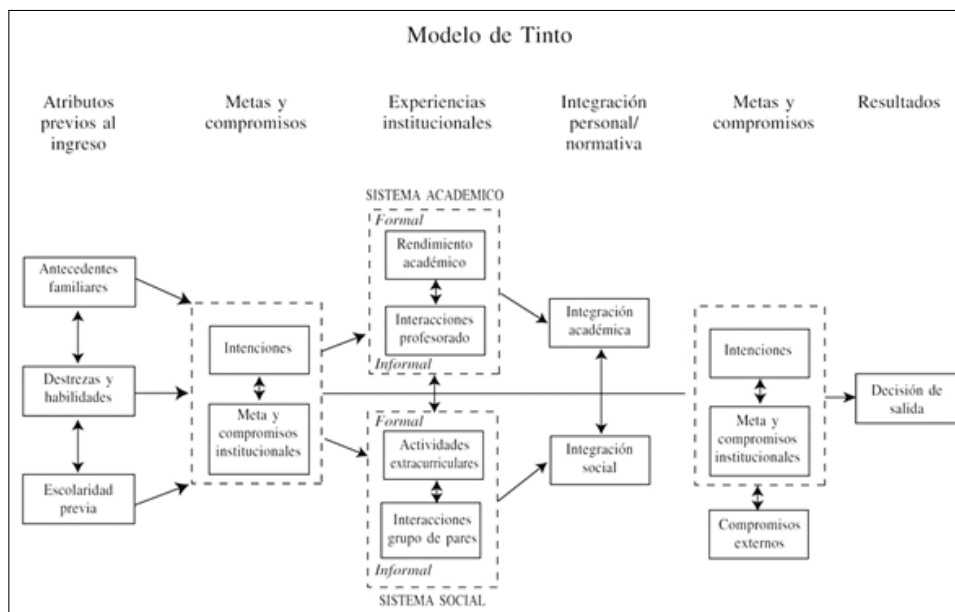


Figura 2.1: Modelo de Tinto

Rodríguez (2017) adaptó este modelo a la realidad de la Universidad de Playa Ancha (Chile) utilizando datos de admisión de los estudiantes. A partir de un análisis de regresión lineal encontró que variables propias del desempeño académico del estudiante (notas de enseñanza media, asistencia a clase y cantidad de asignaturas aprobadas) eran determinantes para definir la permanencia universitaria.

Siguiendo el mismo camino, Ferrer-Urbina (2019) analizó los datos de entrada (admisión) de estudiantes de una universidad estatal del norte de Chile. En este estudio los resultados evidenciaron que las notas de enseñanza media y la cantidad de asignaturas aprobadas al primer año son relevantes para determinar la decisión si un alumno abandona sus estudios.

Aunque no se encuentren en abundancia la aplicación de otros modelos, es importante detallar que este no es el único existente. Ethington (1990) propone que la persistencia académica depende directamente de los valores y estímulos familiares de cada estudiante (figura 2.2). Este modelo es una adaptación a la generalización de un modelo propuesto por Eccles (1987). Si bien este modelo comienza a explicar al alumno con su propia formación valórica, incluye como antecedente previo su desempeño académico en los niveles educacionales anteriores. Además, considera el apoyo familiar como una variable fundamental en el estudio. Si es que todas las variables convergen, no se presentará deserción académica.

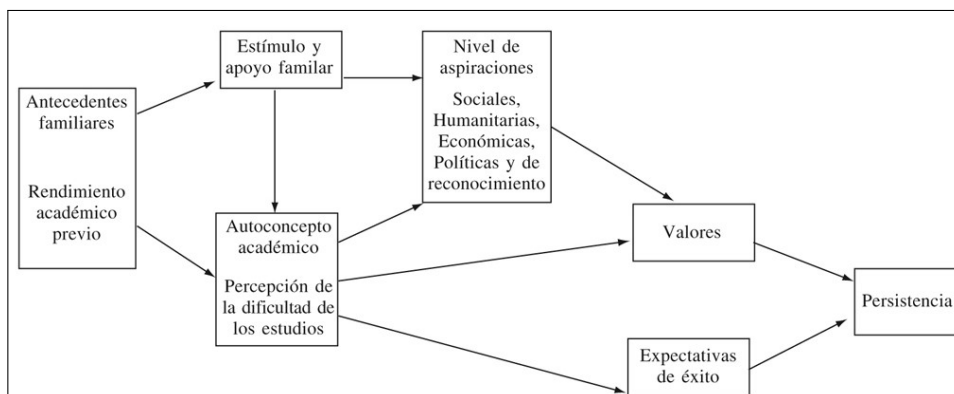


Figura 2.2: Modelo de Ethington

2.4. Deserción académica en cursos online

En la literatura, principalmente se ha estudiado el abandono de estudios en los MOOC, ya que en esta metodología de enseñanza una gran parte (entre el 88.3% y el 90%) de los matriculados en estos cursos tienden a abandonarlo, mientras que los que realmente los finalizan bordean el 10% (Gütl et al., 2014).

Los factores que influyen en que un estudiante deserte de un curso online han sido estudiados por diversos autores. Yamba-Yugsi y Luján-Mora (2017), al estudiar la implementación de dos cursos online abiertos, dictados por una universidad Ecuatoriana, realizaron una entrevista a diversos estudiantes. Estos autores llegaron a la conclusión que un estudiante no perderá la motivación con la que entra a estudiar si el curso está correctamente diseñado, es decir, el equipo “detrás” del curso está bien organizado (gestor de proyectos, desarrollador de contenidos, diseñador instruccional, etc.). De este estudio también se desprende que si un estudiante no entra con una motivación o fin a estudiarlo, la probabilidad de abandono es mayor aún.

Otro trabajo, realizado por Gómez y Alemán (2016), sobre el éxito que tuvo el curso “Educational Innovation with Open Resources” que se dictó de metodología MOOC por una universidad privada de México, determinó los factores que contribuían a la finalización con éxito del curso. Estos factores encontrados fueron: tener un posgrado (maestría o doctorado) y haber realizado con anterioridad un curso de educación en línea. Sin embargo, siguiendo con las cifras ya estudiadas por otros autores, en este curso nuevamente se mostró una tasa de retención baja (14%) y, aún más, el porcentaje de alumnos que finalizó el curso (11,7%).

El estudio de Labrador (2019) comenta que hay variables de entrada (admisión del curso) y de rendimiento que influyen en la retención de los estudiantes. Específicamente, a través de un estudio realizado a 15 MOOC,

los factores relevantes son: el alumno que no completa el formulario de registro es probable que no termine el curso. Por otra parte, también influye la cantidad de preguntas por evaluación, el nivel educativo de los participantes y su edad. Cabe resaltar que al igual que los estudios mencionados, la variable más importante es el interés del estudiante en el certificado que otorga el curso.

Un resultado drástico fue el que encontró Alem (2015) donde realizando análisis a la tasa de finalización de dos MOOCs impartidos en Coursera, concluyó que directamente esta metodología de enseñanza es un fracaso, ya que la eficiencia terminal fue 22,35 %. Atribuye el fracaso de los MOOC a que las instituciones y consorcios que imparten los cursos no tienen establecidos indicadores para mejorar esta metodología de educación.

2.5. Modelos de predicción en deserción académica

A nivel mundial se han propuesto distintos modelos predictivos para la deserción académica en instituciones de educación presencial. Romero (2021) propuso dos modelos predictivos sobre la deserción académica para los alumnos de la Universidad Tecnológica Nacional de Buenos Aires (UTN.BA), analizando variables académicas y personales de los alumnos. Para ambos modelos utilizó como variable categórica (0) alumno que no cumple con ser desertor y (1) al alumno que sí podría serlo. El primero de los modelos está basado en Support Vector Machine donde la matriz de confusión otorgó un acierto del 79,2 %. El segundo fue una red neuronal y tuvo una exactitud de 78,4

Para la Universidad Empresarial Siglo 21 se propuso poner a prueba de forma estadística el Modelo de Tinto. Para este estudio, Herrero (2013) realizó una regresión de supervivencia de Cox para probar de forma práctica la realidad para esa institución. Es así que con una significancia de 0,1 encontró dos modelos de deserción relevantes y aplicables a otras instituciones de educación superior:

1. Variables de admisión:

- a) Ser mujer implica, en igualdad de condiciones, un 25 % más de riesgo de abandono respecto a los varones.
- b) Provenir desde la misma ciudad de la universidad reduce un 20 % el riesgo de deserción.
- c) Quienes trabajan y estudian tienen alrededor de 40 % de riesgo de abandonar.
- d) Si el padre del alumno tiene educación universitaria completa disminuye 27 % el riesgo de deserción.

2. En la prueba de admisión:

- a) Por cada respuesta correcta, el riesgo de desertar en la institución de educación superior disminuye linealmente un 3 %.

La pandemia COVID-19 no ha dejado indiferente a nadie, mucho menos al sector educativo. Por esto, López-Aguilar y Álvarez-Pérez (2021) han propuesto analizar las variables que afectan a los estudiantes y los lleva a tomar la decisión de abandonar sus estudios en la modalidad de clases online en la Universidad de La Laguna (España) a través de una encuesta de percepciones y analizando la fiabilidad de las escalas de medida con los índices Alfa de Cronbach y Omega de MacDonald. Tras este estudio se llegó a la conclusión que los factores más influyentes son: proceso de adaptación a la enseñanza virtual, agotamiento emocional y autoeficacia académica.

2.6. Learning Management System

En 1977 se imparte por primera vez un curso universitario a distancia en Chile por la Pontificia Universidad Católica de Chile. Sin embargo, recién en 1996 fue cuando la Universidad de La Frontera comenzó a dictar cursos a distancia incorporando tecnologías de información y comunicaciones. Fue en 1998 cuando la Universidad Técnica Federico Santa María creó la «Universidad Virtual» que se implementó por primera vez una plataforma de conexión online para los cursos (Santander, Schalk, Zavando y Durán, 2011).

Estas plataformas se conocen como Learning Management Systems (LMS), para las que cuya definición exacta no existe un consenso. Por una parte, la definición de Simonson (2007) precisa en que son sistemas diseñados para ayudar en la gestión de los cursos educativos para estudiantes, especialmente ayudando a los profesores y estudiantes con la administración del curso. Siguiendo esta línea, Monroy (2016) propone que son un recurso didáctico que pretende potenciar el conocimiento y el uso de las nuevas tecnologías en el desarrollo de las diferentes asignaturas de los programas curriculares. Si bien no es una propuesta desalineada con las ya mencionadas, Asiri (2012) define a los LMS como una herramienta de acceso a los cursos en cualquier momento y lugar.

Capítulo 3: Metodología

3.1. Paradigma de diseño

Se realizó una revisión bibliográfica para comprender la educación a distancia, el contexto histórico en el que se desarrollan las clases virtuales y la deserción académica. Posteriormente se realizó un análisis estadístico en dos fases. La primera de ellas es un análisis exploratorio de los datos académicos, para entender el contexto en el que se sitúa el estudio y lograr comprender la tasa de alumnos en condición de vigentes o eliminados.

La segunda etapa de este estudio estadístico consistió en modelar a través de regresiones lineales y logísticas que buscan explicar significativamente cuáles son las variables que determinan la deserción académica de un estudiante.

3.2. Población de estudio

El estudio se centró en el análisis de la deserción académica de los alumnos de la Facultad de Ingeniería Civil de la Universidad del Desarrollo. Esta casa de estudios fue fundada en 1990 en Concepción, Chile.

La Facultad de Ingeniería cuenta con 5 carreras: impartió la primera, Ingeniería Civil Industrial, en 1994 en la misma ciudad de origen de la Universidad. Cinco años después, la Universidad inició sus actividades en la ciudad de Santiago, incluyendo a la carrera mencionada. La primera generación de estudiantes de Ingeniería Civil en Obras Civiles ingresó en el año 2011 y dos años más tarde se comenzó a impartir la carrera de Ingeniería Civil en Minería. Al año 2014, la carrera de Geología fue inaugurada. Finalmente, en el año 2017 se creó la carrera de Ingeniería Civil Plan Común, como una vía alternativa de ingreso directo a las menciones anteriormente mencionadas.

Esta facultad imparte semestralmente 245 cursos en promedio. Es por esto que se analizaron 735 en total para este estudio.

Dado que las carreras tienen una duración real¹ de 5 años, es que se consideró para este estudio a los alumnos cohorte 2017, 2018, 2019 y 2020. El detalle de la cantidad de los alumnos por carrera y por cohorte queda detallado en el cuadro 3.1. Cabe resaltar que un 26 % de los alumnos analizados pertenece a la sede de Concepción y un 74 % a la sede de Santiago, lo cual

¹Se conoce como duración real al tiempo en el que está diseñado un plan curricular. De acuerdo con información otorgada por la Facultad de Ingeniería, la duración efectiva de las carreras es de 5,5 años.

Cantidad de alumnos por carrera		
Carrera	Cohorte	Cantidad de alumnos
Geología	2017	34
	2018	53
	2019	61
	2020	49
Ingeniería Civil en Minería	2017	42
	2018	26
	2019	26
	2020	14
Ingeniería Civil Industrial	2017	202
	2018	189
	2019	190
	2020	202
Ingeniería Civil en Obras Civiles	2017	48
	2018	30
	2019	21
	2020	27
Ingeniería Civil Plan Común	2017	97
	2018	97
	2019	94
	2020	104

Cuadro 3.1: Distribución de alumnos por carrera

se calza con la información de admisión, ya que es la proporción indicada de la matrícula anual por sede.

La edad promedio de los alumnos analizados es de 22,1 años con una desviación estándar de 2,45 años, siendo el mayor de ellos 47 años y el menor 17 años. Estos estudiantes, al momento de ingresar a la carrera, provenían de colegios particulares pagados (63,9%), particulares subvencionados (27%), y de colegios municipales (7,7%). En este mismo sentido, de los alumnos analizados, el 75% utilizó la vía regular de admisión a la Universidad, mientras que el 25% restante ingresó por vías alternativas de admisión especial. Cabe resaltar que un 56,5% de los alumnos era recientemente egresado de Enseñanza Media y un 43,5% llevaba más de un año egresado al momento de ingresar a la Universidad.

Finalmente, un 85,3% de los estudiantes declaró un domicilio en la misma región donde se encontraba la Universidad.

3.3. Datasets

3.3.1. Anonimización de datos personales

Para respetar la protección de datos personales de los alumnos, éstos fueron anonimizados antes de ser otorgados a la investigación. Este proceso estuvo a cargo de la Dirección de Innovación Docente de la Universidad del Desarrollo con apoyo del Instituto de Data Science UDD y previa autorización del Comité de Ética de la Dirección de Investigación y Doctorados de la Universidad del Desarrollo y de las autoridades correspondientes (Rector, Vicerrectora de Pregrado y Decano de la Facultad de Ingeniería).

Esta anonimización constó de dos partes:

1. Los atributos que servían para unir dataset, fueron anonimizados a través de un código de cifrado, del cual el autor de este documento no tuvo acceso.
2. Los atributos que caracterizaban al estudiante y no tenían relevancia para unir los dataset, fueron eliminados y no otorgados al autor de este documento.

3.3.2. Datos académicos

La situación académica de los alumnos fue obtenida de las bases de datos de la Universidad. La entidad reguladora de los datos académicos de la Universidad es la Dirección de Análisis Institucional, a quien se le pidieron los permisos necesarios para trabajar en este estudio.

La fecha de consulta de datos es del 23 de agosto del 2021. Los atributos de las tablas con las que se trabajó este dataset se separaron en caracterización del perfil del tipo de alumno e información académica relevante, según los modelos estudiados en la Revisión Bibliográfica y para caracterizar a la población de estudio. Estos están detallados en el cuadro 3.2.

3.3.3. Datos del LMS Canvas

A través de un trabajo colaborativo entre la dirección de Docencia de la Universidad del Desarrollo y el Instituto de Data Science de la misma Universidad (donde el autor de este documento trabajó como ayudante del proyecto) se obtuvo acceso a todos los datos existentes en el LMS Canvas.²

El LMS Canvas facilita a sus analistas 117 tablas donde almacenan los datos de forma segmentada, según los elementos que tienen disponibles los cursos, usuarios y administradores de las plataformas.

²Para el desarrollo de este trabajo se solicitó la autorización necesaria a la misma Dirección de Docencia. Se obtuvo una respuesta positiva.

Variable	Descripción
Año_Mat	Año de matrícula del alumno
Reg_Sede	Región de estudio del alumno (Santiago = 13, Concepción = 8)
NOM_Carrera	Carrera de estudio del alumno
Estado_Acad	Variable categórica que indica el estado académico del alumno
Sexo	Sexo del estudiante
Edad	Edad del estudiante al día de la consulta de datos
cod_Region	Región de procedencia del alumno
Dependencia	Subvención estatal según tipo de establecimiento
Nota_EM	Nota promedio de egreso de Enseñanza Media
PROM_Ponderado	Puntaje ponderado de ingreso a la Universidad
Via_Adm	Vía de Admisión a la Universidad
Tipo_Ult_Res	Último antecedente académico del alumno
Fecha_res	Indica la fecha de Tipo_Ult_Res
PPA	Promedio Ponderado Acumulado de las notas del alumno
Email	Correo electrónico del alumno (anonimizado)
N_aprobados	Cantidad de ramos aprobados
N_reprobados	Cantidad de ramos reprobados
N_Matricula	Identificador del estudiante (eliminado)
RUT	Número único de ciudadano del estudiante (eliminado)

Cuadro 3.2: Variables del dataset de antecedentes académicos

A parte de eso, existe un conjunto de tablas adicionales, las cuales registran los clics realizados por los alumnos y profesores en toda actividad de canvas (el nombre oficial de esta tabla es *request*). En este conjunto de tablas se puede obtener la información, según un identificador local del sistema Canvas, de cada usuario: curso, test, foro de discusión, mensaje, tarea y el url asignada a ese clic.

Para realizar un análisis estadístico del estudiante (anonimizado) se armó un dataset a partir de las tablas *request* (cuadro 3.3).

Cabe destacar que el ID de alumno en Canvas se otorga a través del LMS y el autor de este documento no conoce la manera en que se asigna.

Variable
Id Alumno en LMS Canvas
Cantidad de clics en test (evaluaciones)
Cantidad de clics en tareas
Cantidad de conexiones a Zoom
Cantidad de clics en foros de discusión
Cantidad de clics en mensajes

Cuadro 3.3: Variables del dataset obtenido a partir de *request* del LMS Canvas.

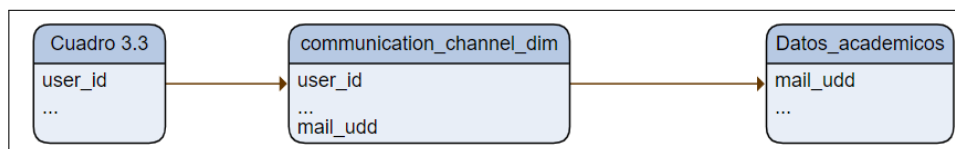


Figura 3.1: Modelo Relacional formado a partir de los dataset utilizados para el proyecto.

Al tener ambos datasets, se debió buscar una forma en la que se puedan relacionar a ambos. Para este caso, en una de las tablas otorgadas por LMS Canvas (*communication_channel_dim*), entrega la inscripción en la plataforma de cada alumno. Es en esta tabla donde se genera la creación del ID correspondiente a cada alumno, además de poder asociar su nombre de usuario a su correo electrónico (anonimizado). De esta forma, considerando un modelo relacional a partir de las tres tablas a trabajar, las relaciones entre ellas quedan explícitas en la Figura 3.1.

3.4. Plan de análisis de datos

Para analizar los dataset recopilados y explicados en la subsección 3.3, se utilizarán 3 etapas de modo recursivo:

3.4.1. Exploración de datos

En esta primera etapa de programación se busca conocer el contexto de estudio respecto a la situación académica de los estudiantes de la Facultad de Ingeniería.

Para este proyecto se propuso un análisis basado en la estadística descriptiva que pudiese dar indicadores que expliquen la situación de los alumnos respecto a la deserción académica, avance curricular y desempeño académico, según lo definido por otros autores encontrados en la revisión bibliográfica.

3.4.2. Creación de modelos estadísticos

Tras conocer y entender la situación académica en la que se encontraban los alumnos de la Facultad y habiendo estandarizado los conjuntos de datos, se comenzó con la creación de los modelos que explicaban la deserción académica de los alumnos según la actividad que ellos registraban en Canvas.

Tras la revisión bibliográfica, se crearon hipotéticamente modelos de regresión lineal múltiple con variable dependiente categórica y de regresión logística. Estos modelos fueron:

1. Regresión lineal múltiple con variable dependiente categórica: Para encontrar una relación lineal significativa entre el estado académico y el comportamiento del alumno en un curso, se pueden evaluar 25 modelos diferentes, entre las combinaciones posibles.

Para determinar si un modelo es significativo se utilizarán las convenciones clásicas: la significancia de cada variable debe ser $\alpha > 0,05$ y el modelo debe tener un ajuste $R^2 > 0,7$.

De esta forma, los modelos propuestos seguirán la estructura:

Estado académico = $\alpha_0 + \alpha_n \cdot$ (cantidad de clics realizados en cada ítem del LMS Canvas) + ϵ

2. Regresión logística: Para determinar las variables que puedan justificar el estado académico de un alumno se utilizará todo el dataset en conjunto disponible para esta investigación, separado en dos iteraciones:
 - a) Variables de comportamiento del alumno en LMS Canvas.
 - b) Variables de comportamiento del alumno en LMS Canvas que resultaron significativas en la primera iteración y variables significativas en estudios realizados en la revisión bibliográfica.

Así, los modelos propuestos seguirán la estructura de la regresión encontrada será:

$$\text{Estado académico} = m(\text{variables del dataset}) + \epsilon$$

$m =$ función de regresión.

Para evaluar las regresiones logísticas, se utilizarán las métricas de rendimiento aplicada a las matrices de confusión:

- a) Exactitud

$$\frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN}$$

b) Presición

$$\frac{VP}{VP + FP}$$

c) Sensibilidad

$$\frac{VP}{VP + FN}$$

d) Especificidad

$$\frac{VN}{VN + FP}$$

Considerando que:

- VP (Verdadero positivo) = Valor predicho es verdadero y es verdadero en realidad.
- VN (Verdadero negativo) = Valor predicho es negativo y es negativo en realidad.
- FP (Falso positivo) = Valor predicho es positivo y es negativo en realidad.
- FN (Falso negativo) = Valor predicho es negativo y es positivo en realidad.

La variable dependiente *Estado académico* es de tipo categórica, ya que se pueden encontrar tres posibles valores:

Valor	Descripción
Vigente	El alumno se encuentra estudiando
Suspendido	El alumno no se encuentra estudiando, pero expresó intención de reincorporación en un futuro
Eliminado	El alumno no se encuentra estudiando y realizó Renuncia Voluntaria o Académica, por lo que no se reincorporará

Cuadro 3.4: Categorías de estados académicos

Es por esto que el estado académico de los alumnos, para efectos de la regresión, tomaron los valores:

$$\text{Estado Académico} = \begin{cases} 1 & \text{si el alumno está eliminado} \\ 0 & \text{si el alumno no está eliminado} \end{cases}$$

Cabe destacar que se realizarán modelos estadísticos que aborden todo el periodo de estudio y no será separado por cada semestre finalizado, debido al acceso de datos permitido para este estudio.

Finalmente, se realizó una comparación analítica de los resultados encontrados en estos modelos, comparándolos con la revisión bibliográfica.

Capítulo 4: Resultados y discusión

4.1. Situación base Facultad de Ingeniería

4.1.1. Análisis exploratorio de datos

Para comenzar a analizar la situación en la que se encuentran los estudiantes de Ingeniería Civil y Geología de la Universidad del Desarrollo se consideraron ciertas variables académicas relevantes para entender el contexto de estudio.

En primer lugar, se analizaron registros de 1386 alumnos, lo cual calza con la información recopilada por autoridades de la Universidad, ya que anualmente se admite, en promedio, 320 alumnos a la Facultad de Ingeniería y el 2019 sufrió un pequeño aumento respecto a otros años.

Por otro lado, de acuerdo a la información recopilada por el sitio *mi-futuro.cl*, página web con fuente oficial del Ministerio de Educación para informar a los alumnos respecto a sus estudios superiores, las carreras de Ingeniería Civil presentan un 21,2% de deserción, en promedio, al segundo año de la carrera. Considerando la misma cualidad de los alumnos, y de acuerdo a los datos otorgados por la Universidad, la deserción académica (alumnos eliminados) llegaba a un 28,8%, por lo que considerando una significancia de $\alpha = 0,05$, la deserción en tiempos de COVID-19 había aumentado estadísticamente.

Contrario a esto, el desempeño académico de los estudiantes fue considerablemente mejor en cuanto a rendimiento. Según la comparación mostrada en el gráfico de la figura 4.1, entre el año 2018 y 2020, se evidencia una notoria mejoría según el promedio acumulado de cada año. Este promedio es una media aritmética de las notas de todos los alumnos de la Facultad.

Otra variable relevante para entender el comportamiento académico de los alumnos es la Prioridad Académica, el cual es un factor que se calcula considerando rendimiento académico (notas), pero se aumenta en un 10% para aquellos alumnos que hayan tenido algún tipo de vinculación con actividades extracurriculares dentro del periodo lectivo. Este factor cambia todos los semestres, por lo que no está estandarizado su máximo y depende exclusivamente del rendimiento de todos los alumnos durante el semestre finalizado. En este sentido, los alumnos de la Facultad de ingeniería promedian 0,933, con un máximo de 1,537, un mínimo de 0,224 y una desviación estándar de 0,207.

En el mismo sentido, para analizar el desempeño académico de los alumnos, se puede considerar la cantidad de ramos aprobados y reprobados. Para explicar esta situación, se presenta el cuadro 4.1.

Así, teniendo como supuesto de que cada alumno tiene en promedio 5

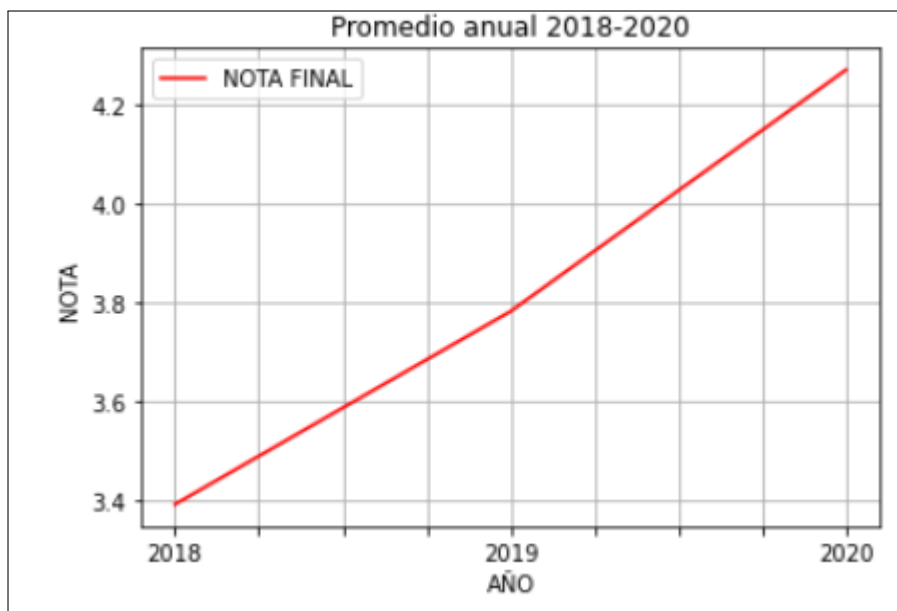


Figura 4.1: Promedio anual de los alumnos de la Facultad de Ingeniería entre los años 2018 a 2020

Año de ingreso	Ramos aprobados	Ramos reprobados
2017	29	7
2018	29	6
2019	25	5
2020	20	2

Cuadro 4.1: Cantidad de ramos aprobados y reprobados de los alumnos de la Facultad de Ingeniería por año de ingreso

cursos por semestre, se podría decir que los alumnos, en general, van un semestre atrasado respecto al avance curricular que deberían tener en sus carreras.

Por otra parte, y de acuerdo a la revisión bibliográfica presentada en el Capítulo 2, ser mujer tiene una mayor probabilidad de desertar. En este sentido, como se muestra en la tabla 4.2, se evidencia que en la Facultad de Ingeniería presenta sólo el 23 % del estudiantado que se identifica como Mujer.

Sexo	Cantidad total	Eliminados	Tasa de eliminados
Hombre	1069	361	33.8 %
Mujer	317	85	26.8 %

Cuadro 4.2: Cantidad de hombres y mujeres, con su deserción académica

Considerando un $\alpha = 0,05$, hay pruebas estadísticas para asegurar que las mujeres tienen una deserción académica un 25 % mayor a los hombres.

4.2. Modelos de deserción

4.2.1. Regresión lineal

Para realizar las regresiones lineales, se comenzó evaluando las variables que otorga el LMS Canvas por si solas y sus combinaciones. Lamentablemente, ninguna de las variables resultó estadísticamente significativas y con un coeficiente de determinación ajustado bastante bajo (menor al 0.05).

Sin embargo, al juntar las variables del LMS Canvas con las variables que la literatura indica como significativas para que una persona tome la decisión de desertar de la carrera, se vuelven significantes algunos factores otorgados por el LMS.

De esta forma, el modelo más significativo fue:

$$\text{Eliminado} = 2,0579 - 2,359e^{-05} * x_1 - 6,558e^{-05} * x_2 - 0,0024 * x_3 + 0,0533 * x_4$$

Donde x_1 representa la cantidad de clics en tests, x_2 la cantidad de clics en foros de discusión, x_3 es el promedio ponderado de los alumnos en la prueba de admisión a la universidad y x_4 es el género del alumno, considerando:

$$x_4 = \begin{cases} 1 & \text{si el alumno es hombre} \\ 0 & \text{si el alumno es mujer} \end{cases}$$

Sin embargo, pese a haber encontrado variables estadísticamente significativas, el coeficiente de determinación ajustado de este modelo sigue siendo

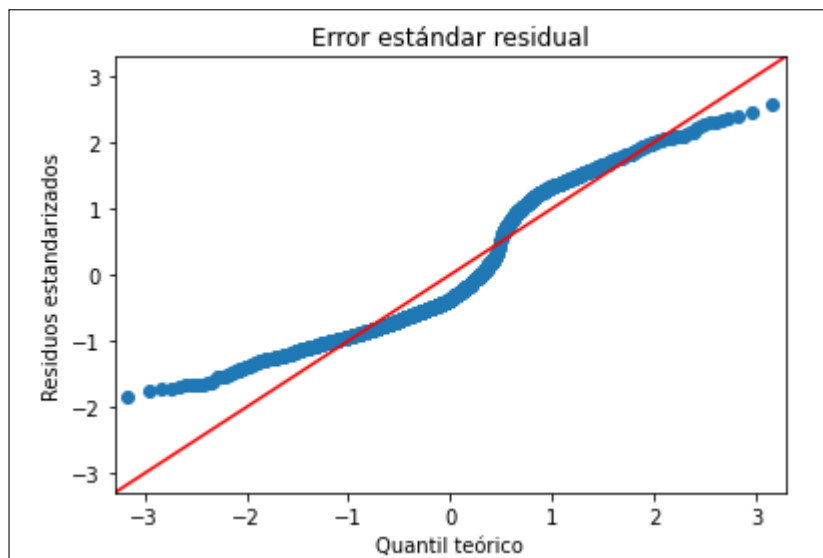


Figura 4.2: Representación gráfica de los residuos estandarizados respecto a los cuantiles teóricos, encontrados por la regresión lineal con variables significativas

bajo (0.188). La representación gráfica de los residuos de este modelo (Figura 4.2) corrobora el bajo R^2 ajustado.

4.2.2. Regresión logística

Para el análisis de la regresión logística se consideraron, en primera instancia, solamente las variables relacionadas con el LMS Canvas, específicamente la cantidad de clics en: cursos, test, mensajes enviados, foros de discusión, tareas entregadas y las url que decía "Zoom".

Considerando el 20% de los datos del dataset como datos de entrenamiento y el 80% restante como datos de prueba, con un muestreo simple, se llega a la matriz de confusión del cuadro 4.3.

		Valor Real	
		Vigente	Eliminado
Predicción	Vigente	189	0
	Eliminado	81	8

Cuadro 4.3: Matriz de confusión de la regresión logística considerando los datos del LMS Canvas

Teniendo esta matriz de confusión para la regresión logística generada,

podemos encontrar sus respectivas métricas:

- Exactitud = $\frac{189+8}{189+81+8} = 0,7086 = 70,86 \%$
- Precisión = $\frac{189}{189+81} = 0,7 = 70 \%$
- Sensibilidad = $\frac{189}{189+0} = 1 = 100 \%$
- Especificidad = $\frac{8}{8+81} = 0,09 = 9 \%$

Al combinar los datos del LMS Canvas con lo que en la literatura se ha estudiado, se realizaron tres iteraciones más, considerando en el dataset el Promedio Ponderado con el que los alumnos ingresaron a la Universidad (puntaje de la prueba de admisión) y el género con el que se identifica el estudiante. Las dos primeras, considerando sólo el promedio ponderado en primera instancia y luego considerando promedio ponderado y género del estudiante, no presentaron diferencias respecto al modelo originalmente presentado.

Sin embargo, con la tercera combinación, es decir, incluyendo el género del estudiante con los datos del LMS Canvas, se encontró una leve mejora a las métricas de rendimiento de la regresión logística, llegando así a la matriz de confusión del cuadro 4.4 y sus respectivas métricas:

		Valor Real	
		Vigente	Eliminado
Predicción	Vigente	178	11
	Eliminado	68	21

Cuadro 4.4: Matriz de confusión de la regresión logística considerando datos del LMS Canvas y el género con que se indentifica el estudiante

- Exactitud = $\frac{178+21}{178+11+68+21} = 0,7158 = 71,58 \%$
- Precisión = $\frac{178}{178+68} = 0,7236 = 72,36 \%$
- Sensibilidad = $\frac{178}{178+11} = 0,9418 = 94,18 \%$
- Especificidad = $\frac{21}{21+68} = 0,2360 = 23,6 \%$

4.3. Discusión de resultados

Ocurre una inconsistencia respecto a lo que asegura la literatura, la que se presenta respecto a la tasa de retención y el desempeño académico, ya que según el Modelo de Tinto, presentado en el capítulo 2 (Figura 2.1), una

variable formal que influye en la deserción académica es un bajo desempeño académico. Esto quiere decir que se esperaría que los alumnos debiesen tener una tasa de retención mayor, dado que aumentaron su promedio de notas anual, lo que en la práctica, el año 2020 no ocurrió. Dado esto, y lo completado por las autoridades de la Facultad de Ingeniería de la Universidad del Desarrollo, el Modelo de Tinto no es un modelo que se pueda aplicar para analizar la deserción académica en los estudiantes de Ingeniería Civil o Geología de esta casa de estudios.

Por otra parte, las variables otorgadas por el LMS Canvas no tienen una relación lineal significativa respecto a la deserción académica de los alumnos por si solas. Sin embargo, son variables útiles para encontrar modelos de regresión logística, los que podrían servir para automatizar los procesos de detección de alerta temprana a los alumnos que se muestran inactivos en Canvas.

Tanto los modelos lineales como los modelos logísticos encontrados, y que son estadísticamente significativos, mejoran en su rendimiento de predicción si consideramos el estudio de Herrero (2013) donde consideró que las variables que afectan en la decisión de deserción de los estudiantes es el género que se siente representado el estudiante y su puntaje promedio en la prueba de admisión de la Universidad.

Si bien, un modelo de regresión logística ideal sería sólo con resultados verdaderos (positivos y negativos), como se muestra en el cuadro 4.5, esta situación podría conducir a errores futuros en la implementación del modelo de predicción, ya que estaría diseñado específicamente al conjunto de datos utilizado para este análisis y no asegura que nuevos datos sean efectivamente representados. En resumen, un resultado en el que solo obtienes valores verdaderos en la matriz de confusión es excelente, pero en la práctica, es importante considerar una variedad de métricas de evaluación para una comprensión más completa del rendimiento del modelo.

		Valor Real	
		Vigente	Eliminado
Prediccion	Vigente	189	0
	Eliminado	0	89

Cuadro 4.5: Matriz de confusión ideal de una regresión logística

Finalmente, dado que no existen otros modelos predictivos y sus respectivas métricas de rendimiento en base a sus matrices de confusión para comparar los encontrados por este estudio, se puede asumir que son modelos que pueden contribuir al análisis de alumnos que podrían generar alerta para desertar de la Universidad.

Capítulo 5: Conclusiones y recomendaciones

5.1. Conclusiones

Este trabajo establece las variables relevantes otorgadas del LMS Canvas que tuvieron directa relación con la deserción académica de los estudiantes de la Facultad de Ingeniería de la Universidad del Desarrollo durante la pandemia COVID-19. Se propuso un análisis de regresiones lineales y logísticas considerando variables de uso del LMS Canvas. En ese sentido, este trabajo contribuye a entender cómo usa esta plataforma un alumno que será desertor. En efecto, estas variables son: cantidad de clics en tests, foros de discusión, tareas, cursos y mensajes enviados, además de la cantidad de conexiones a Zoom por el estudiante. Las variables mencionadas no tienen relación lineal significativa con la deserción académica, pero sí una relación logística con una exactitud del 70,86 % y una precisión del 70 %. El modelo logístico encontrado mejora si se considera la variable del género con el que se siente representado cada alumno, obteniendo una exactitud de 71,58 % y una precisión del 72,36 %.

5.2. Limitaciones

Las limitaciones con las que este trabajo se realizó fueron:

1. No se consideraron variables socioeconómicas de los estudiantes al tomar la decisión de desertar.
2. Por temas de anonimización de datos y dilemas éticos que se podrían enfrentar, sólo se consideraron los clics de los alumnos en Canvas y no más información que, adaptándolo al proyecto presentado, podría haber resultado interesante.
3. No se realizó una diferencia entre alumnos eliminados académicamente o administrativamente.
4. Los modelos no incluyen un análisis de cómo cambian respecto al cierre de cada periodo lectivo y las variables podrían adaptarse de mejor forma en un semestre por sobre otro.

5.3. Trabajo futuro

Para abordar de mejor forma los modelos encontrados y que sean aplicables a estudiar la deserción académica de los estudiantes de Ingeniería Civil y Geología se propone:

- Incluir la variable de tiempo en los modelos. Cada modelo puede ser perfeccionado si se analiza en qué periodo se realiza la renuncia o suspensión de estudios.
- Analizar, de forma cualitativa, las variables académicas por las que un alumno pueda desertar y transformarlas en variables cuantitativas, para añadirlas al análisis presentado.
- Automatizar la captura y transformación de datos del LMS Canvas en tiempo real, para que los modelos generen una alerta de un posible desertor.

Bibliografía

1. Alem, L. Y., y Sancho-Vinuesa, T. S. V. (2015). ATYPICAL: Analysis for a Massive Open Online Course (MOOC) with a terminal efficiency of 22.35 %. *Global Education Review*, 2(3).
2. Araya-Castillo, L.; Bernardo, M. (2017). Grupos estratégicos y dinámica competitiva de la educación superior en Chile. *Multipisciplinary Business Review*, 10 (1), 1-12.
3. Asiri, M. J. S. (2012). Factors influencing the use of learning management system in Saudi Arabian higher education: A theoretical framework. *Higher Education Studies*, 2(2), 125-137.
4. Bean, J. (1980). Dropouts and turnover: The synthesis and test of a causal model of student attrition. *Research in higher education*, 12(2), 155-187.
5. Cabrera, Lidia, Bethencourt, José Tomás, Alvarez Pérez, Pedro y González Afonso, Míriam (2006). El problema del abandono de los estudios universitarios. *RELIEVE*, v. 12, n. 2.
6. Castaño, E., Gallón, S., Gómez, K., y Vásquez, J. (2004). Deserción estudiantil universitaria: una aplicación de modelos de duración. *Lecturas de Economía*, 60, 39-65.
7. Chaves Torres, A. (2017). La educación a distancia como respuesta a las necesidades educativas del siglo XXI. *Revista Academia y Virtualidad*, 10 (1), 23-41.
8. Durán, J. y Díaz, G. (1990). Análisis de la deserción estudiantil en la Universidad Autónoma Metropolitana. *Revista de Educación Superior*, 19(74)
9. Durkheim, E. (1897). *Le Suicide: Étude de sociologie*. Paris: Alcan. Tr.1951^a.
10. Ethington, C.A. (1990). A psychological model of student persistence. *Research in Higher Education*, 31(3), 266-269.
11. Ferrer-Urbina, R., Karmelic-Pavlov, V., Beck-Fernández, H., y Valdivia-Pinto, R. (2019). Un modelo predictivo de fracaso/éxito académico a partir de indicadores de ingreso, en estudiantes de una universidad estatal del norte de Chile. *Interciencia*, 44(1), 23-29.

12. Fox, A., Patterson, D. A., Ilson, R., Joseph, S., Walcott-Justice, K., y Williams, R. (2014). Software engineering curriculum technology transfer: lessons learned from MOOCs and SPOCs. UC Berkeley EECS Technical Report.
13. Gomez-zermeno, M., Aleman De La Garza, L. (2016). Research analysis on MOOC course dropout and retention rates. *Turkish Online Journal of Distance Education*, 17 (2), 0-0. DOI: 10.17718/tojde.23429
14. Gütl, C., Rizzardini, R. H., Chang, V., y Morales, M. (2014). Attrition in MOOC: Lessons learned from drop-out students. In *International workshop on learning technology for education in cloud* (pp. 37-48). Springer, Cham.
15. Herrero, V., Merlino, A., Ayllón, S. y Escanés, G. (2013). Aplicación de un modelo de duración en programas de prevención de deserción universitaria. *Revista Electrónica de Investigación Educativa*, 15(3), 38-52.
16. Labrador, M, Vargas, G, Alvarado, J, Caicedo, M. (2019). Análisis de supervivencia y riesgo en MOOCs. *Revista turca en línea de educación a distancia*, 20 (4), 149-159. DOI: 10.17718 / tojde.640561
17. López-Aguilar, D.; y Álvarez-Pérez, P.R. *Rev. complut. educ.* 32(3) 2021: 451-461.
18. Monroy, T. I. S., Mendoza, S. L. H., Olmos, J. G. L., y Silva, D. P. (2016). Plataformas LMS, una alternativa TI de éxito en los sistemas educativos de nivel superior. *Ciencias Huasteca Boletín Científico de la Escuela Superior de Huejutla*, 4(7).
19. Picardo, O., Escobar, J., y Balmore, R. (2004). *Diccionario Enciclopédico de Ciencias de la Educación*. 1a Edición. San Salvador: Centro de Investigación Educativa, Colegio García Flamenco.
20. Rodríguez, V., González Campos, J., y Patricio Aguilera, J. (2017). Modelo Predictivo para la Permanencia en la Educación Superior. *Congresos CLABES*.
21. Romero, G., et al (2021): Predictor de deserción universitaria. *Proyecciones- Publicación de investigación y posgrado de la FRBA*, 19 (1).
22. Sagastume, F., Morales, M., Sandoval, C., Amado, H., Plata, R., y Rizzardini, R. H. (2017). Desafíos y consideraciones prácticas en el diseño e implementación de un MOOC para la enseñanza de herramientas web 2.0. *ATICA 2017*, 667-674.

23. Santander, W., Schalk, A., Zavando, S., y Duran, J. (2011). Leyes, normas y reglamentos que regulan la educación superior a distancia y en línea en Chile. Leyes, normas y reglamentos que regulan la educación superior a distancia y en línea en América Latina y el Caribe, CALED. Ecuador: Universidad Técnica Particular de Loja.
24. Simonson, M. (2007). Course management systems. *Quarterly Review of Distance Education*, 8(1), 8-9.
25. Spady, W. (1970). Lament for the letterman: Effects of peer status and extracurricular activities on goals and achievement. *American Journal of Sociology*, 75(4, Part 2), 680-702.
26. Tinto, V. (1982). Definir la Deserción: Una Cuestión de Perspectiva. *Revista de educación Superior*, 71, 33-51.
27. Tinto, V. (1988). Stages of student departure: Reflections on the longitudinal character of student leaving. *The journal of higher education*, 59(4), 438-455.
28. Viale Tudela, H. E. (2014). Una aproximación teórica a la deserción estudiantil universitaria. *Revista Digital De Investigación En Docencia Universitaria*, 8(1), 59-76.
29. Yamba-Yugsi, M., y Luján-Mora, S. (2017). Cursos MOOC: factores que disminuyen el abandono en los participantes. *Enfoque UTE*, 8, 1-15.