

Artículo de Investigación

Modelo Predictivo basado en Aprendizaje Automático para la retención Estudiantil en Educación Superior

Predictive Model Based on Machine Learning for Student Retention in Higher Education

David Alejandro Núñez Villalobos¹: Universidad Bernardo O'Higgins, Chile.
david.nunez@ubo.cl

Fecha de Recepción: 14/05/2024

Fecha de Aceptación: 30/10/2024

Fecha de Publicación: 21/01/2025

Cómo citar el artículo:

Núñez Villalobos, D. A. (2025). Modelo predictivo basado en aprendizaje automatico para la retención estudiantil en educación superior [Predictive Model Base don Machine Learning for Student Retention in Higher Education]. *European Public & Social Innovation Review*, 10, 1-21. <https://doi.org/10.31637/epsir-2025-1307>

¹ Autor Correspondiente: David Núñez Villalobos. Universidad Bernardo O'Higgins (Chile).

Resumen:

Introducción: Tradicionalmente se ha considerado el rendimiento académico la garantía para no abandonar los estudios. En los últimos años, se ha masificado el uso de métodos de análisis de datos a partir de diferentes indicadores y variables que la educación maneja para medir los niveles de abandono. **Metodología:** Sin embargo, la analítica del aprendizaje es menos conocida pero más útil, integral y se centra en los estudiantes, convirtiéndola en una herramienta más eficaz. **Resultados:** Los datos conseguidos, permiten una visión más precisa de cómo se comporta el modelo a diferentes umbrales, mostrando su capacidad para diferenciar entre los estudiantes que desertan y los que continúan. **Discusión:** A través de este trabajo se brinda a las instituciones una comprensión más profunda de los estudiantes, permitiéndoles identificar dificultades de manera precoz y aportando apoyo personalizado. **Conclusiones:** Por lo anterior, la analítica del aprendizaje permite la identificación temprana de estudiantes en riesgos con la personalización del aprendizaje, aplicado a través de *dashboards* e informes, con métodos específicos tales como, la regresión logística y redes neuronales, análisis de redes sociales, evaluación de sentimiento y análisis de secuencias, personalizando el monitoreo en tiempo real, proporcionando intervenciones efectivas y adaptables a las necesidades de los estudiantes.

Palabras clave: Educación superior; deserción; retención; analítica del aprendizaje; estudiantes; regresión logística; *dashboards*; predictivo.

Abstract:

Introduction: Traditionally, academic performance has been considered the guarantee for not dropping out of studies. In recent years, the use of data analysis methods based on different indicators and variables that education manages to measure dropout levels has become widespread. **Methodology:** However, learning analytics is less known but more useful, comprehensive, and student-centered, making it a more effective tool. **Results:** The obtained data allows for a more accurate view of how the model behaves at different thresholds, demonstrating its ability to differentiate between students who drop out and those who continue. **Discussion:** Through this work, institutions are provided with a deeper understanding of students, allowing them to identify difficulties early and provide personalized support. **Conclusions:** Therefore, learning analytics allows for the early identification of at-risk students with personalized learning, applied through *dashboards* and reports, using specific methods such as logistic regression and neural networks, social network analysis, sentiment evaluation, and sequence analysis, personalizing real-time monitoring, providing effective interventions adaptable to students' needs.

Keywords: Higher education; dropout; retention; learning analytics; students; school logistic regression; *dashboards*; predictive.

1. Introducción

Un gran número de instituciones de educación superior enfrentan constantemente dificultades para identificar a los estudiantes que potencialmente podrían abandonar sus estudios durante el primer año, convirtiéndose en un desafío la implementación de intervenciones efectivas.

El modelo predictivo que se propone utiliza diferentes datos para su análisis en tiempo real, permitiendo la detección temprana de estudiantes en riesgo y anomalías que indican un posible abandono. Al incorporar diversas fuentes, el modelo puede identificar patrones y tendencias que podrían no ser evidentes a través de métodos convencionales.

Pasando directamente al tema de la deserción a nivel de la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE), países como Estados Unidos y Canadá, durante la década del 2000, tenían tasas de abandono, que llegaban a cifras entre un 30% y 50%, “siendo más altas en países con ingreso abiertos (sin selección) a la educación” (Centro de Microdatos Universidad de Chile, 2008, p. 40).

En Latinoamérica, por ejemplo, en Colombia, el abandono estudiantil lo consideran como una situación adversa de manera estructural y autores como Malagón *et al.* (2007), realizaron estudios del fenómeno considerando datos de la Universidad de Los Llanos, donde buscaron los motivos de la deserción estudiantil, con la conclusión que las variables socioeconómicas y académicas, predominaban en esta causa. Así también, otros autores como Ariza y Marín (2009), centraron su investigación en la carrera de Psicología, concluyendo que el indicador socioeconómico es el principal. En este sentido, también investigaciones explican el fenómeno, señalando que los alumnos universitarios que manifiestan una mayor autonomía tienen menor posibilidad de desertar (Medellín, 2010). En tanto, otros autores indican que los motivos de la deserción están en relación con la alfabetización académica (Olave *et al.*, 2013).

El caso de Cuba, puntualmente en un programa de formación de médicos entre los años 2007 y 2009, se llegó a la conclusión que “es un fenómeno multicausal, se destacaron como principales causas las dificultades en el aprendizaje y la falta de motivación” (López *et al.*, 2012, p. 51).

En México en cambio, estudios hablan de que el abandono de los estudios universitarios se atribuye a un fenómeno conocido como el retraso del sistema educativo (Huesca y Cataño, 2007). A esto, otros autores declaran que la deserción no puede ser explicada desde el punto de vista económico, familiar, integración o desempeño académico, sino que por núcleos explicativos graduales (Rodríguez y Hernández, 2008).

Continuando por algunos países de Latinoamérica, el caso de Venezuela, exponen la deserción estudiantil como el producto del bajo rendimiento de los estudiantes y esto está fuertemente asociado a las motivaciones de logro de los alumnos (Colmenares y Delgado, 2008). Así también en Perú, indican que dentro de las variables que explican la deserción, la primera apunta al elemento institucional, seguida de los intereses vocacionales, los académicos y, por último, los económicos (Mori, 2014).

Pasando a la situación chilena, diferentes trabajos investigativos hablan sobre el tema, enfocándose algunos de ellos en aspectos conceptuales como empíricos. Dentro de estos, existe uno que busca explicar la deserción como un resultado de la motivación positiva o negativa, la que se ve afectada tanto por la integración académica como social del estudiante a la institución educativa (Díaz, 2008). Otro caso es aquel que proponen un modelo para predecir la deserción reconociendo que las variables que mejor explican esto son los ingresos familiares y el rendimiento académico (Villa y Barriga, 2010). Casos también analizados para las carreras de pedagogía, concluyeron que los aspectos de mayor influencia son: presión familiar, la necesidad del estudiante de trabajar y aportar económicamente a su núcleo, el embarazo y paternidad juvenil y el índice de reprobación (Mizala *et al.*, 2011).

Otro punto a considerar es que, Chile es el país de la región con mayor aumento de la matrícula en educación superior durante la segunda década del siglo XXI, alcanzando tasas de crecimiento anual en primer año universitario de 6% durante los años 2010 y 2011 (Servicio de Información de Educación Superior [SIES], 2017). Lo indicado, tiene relación con la incorporación de sectores de la población que tradicionalmente no podían acceder a la Educación Superior (ES), incluyendo a un importante grupo de estudiantes que son primera generación de su familia en acceder a los estudios universitarios.

Lo señalado, lo podemos relacionar con las políticas de financiamiento implementadas por el gobierno, que han permitido el ingreso de sectores que históricamente habían sido excluidos de la educación superior (SIES, 2014; Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos [OCDE], 2009; Donoso, 2009). Lo que ha permitido que muchas familias chilenas puedan aspirar a una mejor calidad de vida gracias a los estudios de sus hijos (Fukushi, 2010), creándose oportunidades de movilidad social y mejoras de su calidad de vida, constituyéndose factores explicativos de la expansión y diversificación de la matrícula durante los últimos 25 años.

En 1990, la matrícula en Educación Superior (ES) en Chile ascendía a 245.408 estudiantes, representando el 14,2% de la población entre 18 y 24 años (Espinoza y González, 2015). Asimismo, según datos del Consejo Nacional de Educación (CNED) de Chile, en el 2015 más de 1.152.000 estudiantes postularon al sistema de ingreso, alcanzando una cobertura bruta del 60%. Este proceso, incorporó un importante número de estudiantes provenientes de los quintiles de menores ingresos (Brunner, 2015), que, según la literatura especializada, presentarían una preparación preuniversitaria insuficiente para enfrentar las nuevas demandas académicas (Espinoza y González, 2015; Ezcurra, 2011), panorama que actualmente tampoco difiere de manera significativa.

A todo lo descrito, es importante entender que la globalización ha transformado la educación superior, dando lugar a la educación sin fronteras. Esto se manifiesta en el auge de la educación virtual, con modelos adaptativos, multimedia y el uso del *learning analytics*. Ahora, el sistema educativo llega al estudiante, quien elige los contenidos, establece los modelos y controla su propio rendimiento y procesos. También es destacable el crecimiento del *e-learning* y las redes de aprendizaje, impulsadas por las empresas de servicios educativos. Asimismo, los dispositivos móviles, el *cloud computing* y otros servicios de *big data*, como el e-crucero, han ganado relevancia en este contexto.

Comprendiendo la realidad existente y la relevancia que tiene la retención estudiantil en las instituciones de educación superior, bajo el contexto de la masificación en el ingreso de estudiantes a la educación superior, es que, consideramos como objetivo principal, evaluar si, a través de indicadores analíticos del aprendizaje desarrollados en plataformas de análisis de datos, se puede obtener un modelo predictivo efectivo para abordar el problema del abandono estudiantil.

A lo descrito, se busca reconocer las diferentes situaciones de los estudiantes que pueden caer en deserción. Además, explorando el uso de técnicas de clasificación avanzadas para identificar de manera más precisa a los estudiantes en riesgo de abandonar la universidad, lo que permitirá evaluar si los enfoques de aprendizaje automático son más efectivos que los métodos convencionales utilizados en este contexto.

2. Metodología

La presente investigación corresponde a un enfoque integral para abordar un problema claramente definido, donde se propone no solo un análisis de datos o desarrollo de *software*, sino también soluciones de alta aplicabilidad y generalización. El diseño cuantitativo-hipotético-deductivo permite crear un modelo predictivo utilizando técnicas de analítica de aprendizaje, lo que posibilita extender y aplicar las conclusiones a otros estudiantes, asignaturas, carreras y universidades, característico de una propuesta de intervención basada en tecnología. La naturaleza experimental del diseño se relaciona con la generación y estudio del modelo predictivo, donde existe una relación entre las técnicas de recolección, los factores de entrada y de salida, y los datos utilizados en la construcción del modelo.

Para que un estudiante continúe en la educación superior, es necesario, considerar diferentes factores, que dan las alertas de posibles abandonos dentro de la población estudiantil, por este motivo, es fundamental, establecer los factores más fiables, y que son replicables, en la comunidad estudiantil. A lo anterior, aspectos como la flexibilidad curricular, la organización administrativa, la infraestructura y el ambiente académico y social, parecen determinar la permanencia del estudiante en una u otra casa de estudios superiores (De Vries *et al.*, 2011).

Con respecto a los factores personales del estudiante, se debe tener presente que cada individuo arrastra una realidad diferente, complejizando tal vez, el análisis de las opciones que tiene el sujeto para evitar el abandono, pero, si se determinan factores en común, tales como: si son la primera generación en entrar a la educación superior o si cuentan con hermanos menores que están en la educación primaria, si cuentan con padres con estudios, si tienen un lugar de estudio, un ambiente propicio, estabilidad económica, bajos niveles de problemas en salud mental, entre otros, podrían determinar las correlaciones que existen con el abandono estudiantil.

Teniendo presente lo detallado y entendiendo aún más como las instituciones de educación superior hacen esfuerzos para evitar el abandono estudiantil, es que dejamos a continuación, dos tablas comparativas entre universidades estatales y privadas en Chile, las cuales utilizan diferentes métodos predictivos, los cuales buscan evitar y controlar la deserción universitaria.

Tabla 1.

Muestra de 5 IES Estatales

Muestra de 5 IES Estatales					
Universidad	Modelo Predictivo Utilizado	VARIABLES CLAVE Utilizadas	Precisión del Modelo	AUC (%)	Resultados Clave
Universidad de Chile	Regresión Logística	Participación en clases, calificaciones, uso de recursos digitales	87%	92%	Mejora en la identificación de estudiantes en riesgo y aplicación de intervenciones personalizadas.
Universidad de Santiago de Chile	Árboles de Decisión	Créditos inscritos, rendimiento académico,	88%	93%	Reducción significativa en la tasa de deserción mediante

		asistencia a tutorías			programas de apoyo académico personalizados.
Universidad de Concepción	Redes Neuronales	Interacción en plataformas virtuales, entrega de tareas, participación en actividades extracurriculares	89%	94%	Incremento en la retención gracias a la implementación de estrategias basadas en patrones de comportamiento.
Universidad Técnica Federico Santa María	<i>Machine learning</i> (Ensamblaje)	Conexión regular, participación en foros, historial académico	90%	93.17%	Aumento en la retención mediante el uso de análisis predictivo avanzado y seguimiento continuo.
Universidad Austral de Chile	Análisis de Datos Avanzados (<i>learning analytics</i>)	Datos sociodemográficos, rendimiento académico, asistencia a eventos académicos	86%	91%	Implementación de programas de intervención temprana y personalizada, mejora en la retención.

Fuente: Elaboración propia (2024).

Tabla 2.

Muestra de 5 IES Privadas

Muestra de 5 IES Privadas					
Universidad	Modelo Predictivo Utilizado	VARIABLES CLAVE Utilizadas	Precisión del Modelo	AUC (%)	Resultados Clave
Universidad Andrés Bello	Árboles de Decisión	Cursos inscritos, rendimiento académico, participación en actividades	88%	92%	Reducción en la tasa de deserción mediante intervenciones basadas en análisis de comportamiento.
Universidad Adolfo Ibáñez	Redes Neuronales	Interacción en plataformas, calificaciones, asistencia	87%	91%	Mejor identificación de estudiantes en riesgo y personalización de estrategias de apoyo.

Universidad Diego Portales	<i>Machine learning</i> (Ensamblaje)	Conexión regular, participación en actividades, uso de recursos	89%	93%	Aumento en la retención mediante el uso de intervenciones personalizadas y seguimiento continuo.
Universidad del Desarrollo	Análisis de Datos Avanzados (learning analytics)	Datos sociodemográficos, historial académico, participación	90%	93.17%	Implementación de programas de mentoría y tutoría basados en predicciones precisas.
Universidad Finis Terrae	Regresión Logística	Participación en foros, entrega de tareas, ausencias a eventos académicos	86%	90%	Mejora en la capacidad predictiva y reducción de la deserción mediante acciones proactivas.

Fuente: Elaboración propia (2024).

Como se evidencia en cada tabla, se compararon cinco modelos predictivos, los cuales muestran los resultados que consiguen al aplicarlos. En el caso de la regresión logística, esta se utiliza para evaluar la probabilidad de deserción basada en múltiples variables académicas y de comportamiento, en cambio la de árboles de decisión, busca facilitar la visualización de las variables más influyentes en la deserción, permitiendo intervenciones más focalizadas. Por otra parte, el modelo de redes neuronales, identifica patrones complejos en el comportamiento de los estudiantes, buscando mejorar la precisión en la predicción de riesgo, versus el *machine learning* que combinación de varios modelos para aumentar la precisión y robustez de las predicciones y finalmente el análisis de datos avanzados, usa herramientas de *learning analytics* para obtener *insights* detallados y aplicar estrategias de intervención personalizadas.

Como señala Hernández et al (2007), se puede intentar interpretar una teoría ya existente o sugerir una nueva característica o relación. Por lo cual, el propósito de generar esta comparación permite establecer una línea de investigación más clara y con un objetivo que implica la utilización de datos para desarrollar una propuesta.

Para esta investigación, se estableció un proceso de recolección de datos estructurado. Aquí se describe el proceso, el tipo de datos y las fuentes de los datos:

En el proceso de recolección de datos, se establecieron los objetivos y el alcance, determinando los factores que influyen en la retención estudiantil y predecir la probabilidad de deserción, focalizándose en estudiantes de una universidad privada chilena, considerando diversas variables académicas, sociodemográficas y psicológicas.

Con lo anterior, se diseñó la metodología de forma cuantitativa, basada en la recolección y análisis de datos a través de encuestas y registros institucionales, los cuales se consideraron como los instrumentos necesarios para armar la base de datos.

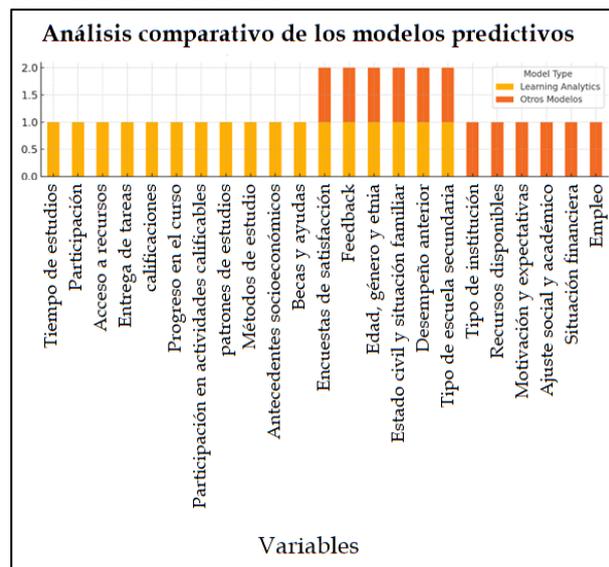
Se definió un muestreo a través de la población siendo estos los estudiantes universitarios de distintas cohortes (2021, 2022, 2023 y 2024) y carreras lo que arrojó el tamaño de la muestra mediante técnicas de muestreo aleatorio estratificado para asegurar representatividad. Además, de los datos académicos, tales como: tiempo de estudios, participación, acceso a recursos, entrega de tareas, calificaciones, la progresión académica, participación en actividades, se consideraron los datos demográficos junto a los conductuales (patrones de estudios y métodos de estudios). Por otra parte, se tuvieron en cuenta los datos socioeconómicos, ingresos familiares, becas y ayudas financieras, situación familiar.

De lo anterior se deduce que el modelo para predecir el abandono en estudiantes chilenos universitarios, basado en *learning analytics*, debe considerar una diversidad de variables, las que se clasifican para establecer un buen sistema de apoyo predictivo, el cual podría ser utilizado en cualquier institución de educativa.

Para entender y conocer algunos aspectos que se consideran para predecir la deserción estudiantil universitaria a través del *learning analytics* versus otros modelos, se deja un gráfico de análisis comparativo:

Figura 1.

Análisis comparativo de los Modelos Predictivos



Fuente: Elaboración propia (2024).

Como muestra la Figura 1, el *learning analytics* se enfoca en el comportamiento y la interacción diaria del estudiante en su aprendizaje y el entorno educativo, proporcionando datos en tiempo real que pueden usarse para intervenciones inmediatas. Por otra parte, los otros modelos suelen incluir una combinación de factores demográficos, antecedentes académicos, y variables psicosociales y financieras, que proporcionan una visión más general y longitudinal del estudiante, pero con menos capacidad de intervención inmediata basada en el comportamiento actual.

3. Resultados

Teniendo presente que existen diferentes modelos predictivos que se aplican hoy en día en la educación superior, los cuales ocupan estrategias de retención centradas principalmente en

programas propedéuticos, de orientación académica, de tutorías o mentorías, de formación docente y apoyo económico (Donoso *et al.*, 2013). Estas universidades han creado diversas estrategias para apoyar la incorporación de estos estudiantes en las mejores condiciones posibles, tanto a nivel nacional como internacional (Donoso *et al.*, 2010), pero el abandono estudiantil continúa y las cifras no se logran revertir como se esperaba. En este contexto, no es extraño considerar como un indicador importante de abandono estudiantil, la prevalencia de problemas de salud mental en los universitarios chilenos, principalmente la correspondiente a trastornos adaptativos, ansioso-depresivos y estrés (Antúnez y Vinet, 2013; Micin y Bagladi, 2011), incrementándose con el escenario socio sanitario que se produce a partir de la pandemia (Kaplan *et al.*, 2020).

Es así como, existe una amplia evidencia sobre las dificultades que enfrentan los jóvenes que provienen de contextos desfavorecidos para permanecer en la educación superior (Leyton *et al.*, 2012; Castillo y Cabezas, 2010; Canales y De los Ríos, 2009; Ezcurra, 2005). Esto se puede analizar a través de las altas tasas de deserción que se producen, las cuales se evidencian con mayor fuerza durante el primer año académico. Según datos del SIES (2014) el 30% de los estudiantes que ingresa a la educación superior, la abandonó al cabo del primer año, cifra que aumenta a 50% cuando se analiza la deserción de quienes provienen de los dos primeros quintiles de ingreso (Donoso *et al.*, 2013). Durante el año 2020, la retención a nivel del sistema Universitario fue de un 75,6% (SIES 2021). En este contexto, la Matrícula total de pregrado durante el 2021, aumentó un 4,6% respecto del año anterior, recuperándose a nivel similar al 2019 (0,8% de incremento respecto de 2019). Esta alza de matrícula se explica, en parte, por el incremento de estudiantes de 1er año (que sube 3,7% en 2021), por lo que la integración académica y social de estudiantes, se ha convertido en un importante desafío para las Instituciones de Educación Superior (IES). Así, se ha ido instalando una cultura de acompañamiento, donde el reconocimiento y el abordaje de las dificultades académicas iniciales no constituyen únicamente un asunto de responsabilidad y esfuerzo personal, sino que requiere también el compromiso de las instituciones (Micin *et al.*, 2015; Donoso y Schiefelbein 2007; Donoso y Cancino, 2007).

Durante el 2021, se produjo un fenómeno particular, ya que la matrícula de pregrado en Chile, experimentó un incremento de un 4.6% respecto al año anterior, según datos reportados por el Servicio de Información de Educación Superior (SIES), generándose por otra parte, que la retención estudiantil creciera en un 2% con relación al periodo 2020.

Dentro de las probabilidades de que un estudiante deserte de la educación superior, se consideran diferentes factores, los cuales determinarán el futuro de esta persona, siendo relevante, las opciones de apoyo complementario que le pueda brindar el sistema educativo y, por otra parte, los factores personales, económicos y familiares que puedan incidir en la determinación final del estudiante.

Autores tales como Díaz, señalan que, diversas investigaciones han destacado el considerable porcentaje de estudiantes que no han logrado completar sus estudios universitarios, con todas las implicaciones socioeconómicas que esto conlleva (2008).

El modelo propuesto incluye en conjunto de datos considerando variables tales como: Edad, Género, Estado Civil, Estado de la Vivienda, Ingreso Familiar, Beca de Matrícula y/o Arancel, Crédito de Estudios, Gratuidad, ¿Trabajas actualmente?, Avance Académico), Tiempo de Estudios, Espacio para Estudiar, entre otros. A lo cual se le realizó una correlación entre estas.

Tabla 3.

Correlación entre avance curricular, ingreso familiar, integrantes que estudian en la familia y edad.

	Avance Académico	Ingreso Familiar	Estudian en la Familia	Edad
Avance Académico	1.0	- 0.02097	0.013	0.207
Ingreso Familiar	- 0.020	1.0	0.065	0.027
Integrantes que Estudian en la Familia	0.013	0.065	1.0	0.125
Edad	0.207	0.027	0.125	1.0

Fuente: Elaboración propia (2024).

La matriz de correlación entre las variables Avance Académico, Ingreso Familiar, Integrantes que Estudian en la Familia y Edad muestra los siguientes resultados:

Avance Académico:

- Tiene una correlación negativa muy baja con el Ingreso Familiar (-0.021).
- Tiene una correlación positiva muy baja con los Integrantes que Estudian en la Familia (0.013).
- Tiene una correlación positiva moderada con la Edad (0.208).

Ingreso Familiar:

- Tiene una correlación positiva muy baja con los Integrantes que Estudian en la Familia (0.066).
- Tiene una correlación positiva muy baja con la Edad (0.028).

Integrantes que estudian:

- Tiene una correlación positiva baja con la Edad (0.126).

Esto sugiere que, dentro de este conjunto de datos, la variable Edad tiene una correlación moderadamente positiva con el Avance Académico. Las demás variables tienen correlaciones muy bajas entre sí.

Considerando lo anterior, se realiza una correlación entre Crédito de Estudios, Beca de Matrícula y/o Arancel, Gratuidad, Apoyo Psicoeducativo, Apoyo Psicológico y Avance Curricular.

Tabla 4.

Correlación entre crédito de estudios, beca de matrícula y/o arancel, gratuidad, apoyo psicoeducativo, apoyo psicológico y la progresión y/o avance académico

	Cohorte	Edad	Integrantes que Estudian en la Familia	Ingreso Familiar	Avance Académico
Cohorte	1.0	-0.319	-0.068	0.014	-0.772
Edad	-0.319	1.0	0.125	0.027	0.207
Integrantes que Estudian en la Familia	-0.068	0.125	1.0	0.065	0.013
Ingreso Familiar	0.014	0.027	0.065	1.0	-0.020
Avance Académico	-0.772	0.207	0.013	-0.020	1.0

Fuente: Elaboración propia (2024).

La matriz de correlación entre las variables Crédito de Estudios, Beca de Matrícula y/o Arancel, Gratuidad, Apoyo Psicoeducativo, Apoyo Psicológico y Avance Académico muestra

los siguientes resultados:

Avance Académico:

- Tiene una correlación negativa baja con el Crédito de Estudios (-0.040).
- Tiene una correlación positiva baja con la Beca de Matrícula y/o Arancel (0.077).
- Tiene una correlación negativa baja con la Gratuidad (-0.043).
- Tiene una correlación negativa moderada con el Apoyo Psicoeducativo (-0.149).
- Tiene una correlación negativa moderada con el Apoyo Psicológico (-0.342).

Crédito de Estudios:

- Tiene una correlación positiva baja con la Beca de Matrícula y/o Arancel (0.189).
- Tiene una correlación negativa baja con la Gratuidad (-0.264).
- Tiene una correlación positiva muy baja con el Apoyo Psicoeducativo (0.072).
- Tiene una correlación positiva muy baja con el Apoyo Psicológico (0.045).

Beca de Matrícula y/o Arancel:

- Tiene una correlación negativa moderada con la Gratuidad (-0.404).
- Tiene una correlación negativa muy baja con el Apoyo Psicoeducativo (-0.003).
- Tiene una correlación negativa muy baja con el Apoyo Psicológico (-0.027).

Gratuidad:

- Tiene una correlación negativa muy baja con el Apoyo Psicoeducativo (-0.025).
- Tiene una correlación positiva muy baja con el Apoyo Psicológico (0.014).

Apoyo Psicoeducativo:

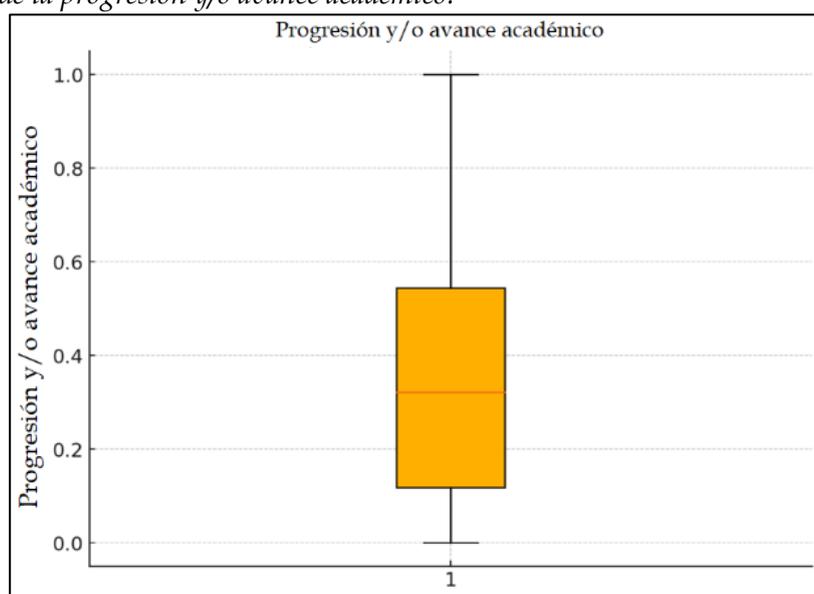
- Tiene una correlación positiva baja con el Apoyo Psicológico (0.245).

Estas correlaciones indican que no hay una relación fuerte entre estas variables, aunque hay algunas correlaciones negativas moderadas entre el Avance Académico y los Apoyos Psicoeducativo y Psicológico.

Considerando las diferentes variables, se realizó un gráfico *boxplot* con el fin de analizar el avance curricular.

Figura 2.

Gráfico boxplot de la progresión y/o avance académico.

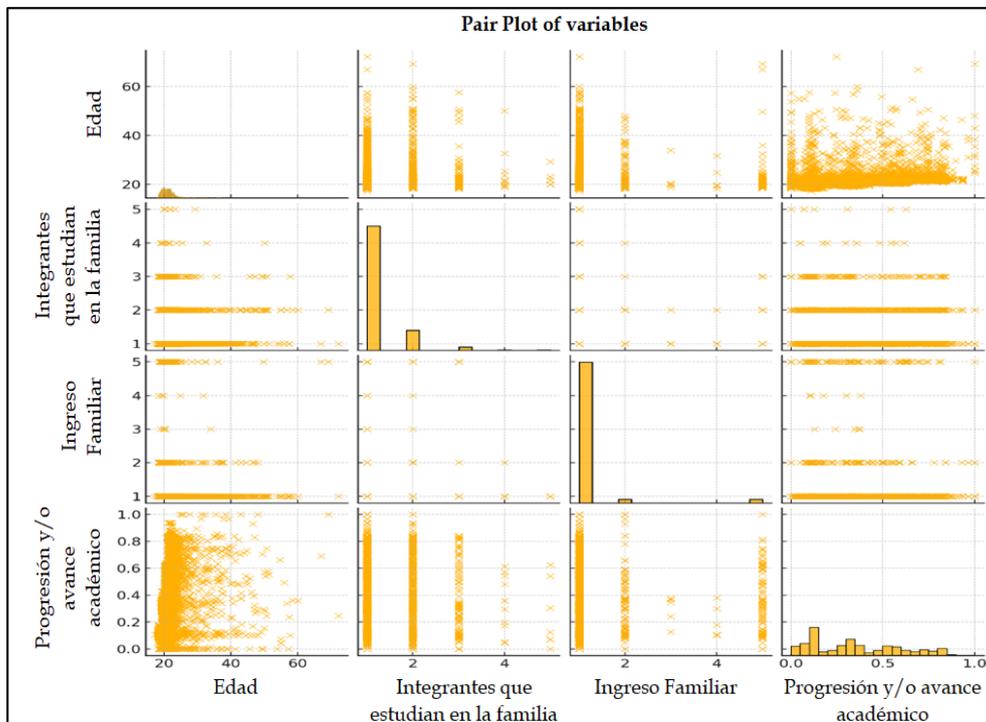


Fuente: Elaboración propia (2024).

La Figura 2 muestra la mediana, los cuartiles y los posibles valores atípicos de la progresión y/o Avance Académico.

Figura 3.

Pair plot de todas variables



Fuente: Elaboración propia (2024).

La Figura 3, correspondiente a un *pair plot* de las variables seleccionadas Edad, Integrantes que Estudian en la Familia, Ingreso Familiar y Avance Académico, muestra la relación entre cada par de variables, permitiendo identificar visualmente posibles correlaciones o patrones.

Teniendo en cuenta lo mostrado y para identificar las variables más influyentes en la deserción, podemos utilizar métodos de análisis más avanzados como regresión logística, árboles de decisión o técnicas de *machine learning*. Dado que estamos tratando con una variable binaria (deserción: sí/no), la regresión logística es una buena opción inicial para evaluar la influencia de las variables.

Tabla 5.

Variables más influyentes en deserción

Variables	Coefficient	Absolute coefficient
Edad	-0.413	0.413
Apoyo Psicológico	0.371	0.371
¿Trabajas actualmente?	0.238	0.238
Apoyo Psicoeducativo	0.055	0.055
Integrantes que Estudian en la Familia	0.047	0.047
Crédito de Estudios	-0.037	0.037
Ingreso Familiar	0.026	0.026
Gratuidad	0.006	0.006
Beca de Matrícula y/o Arancel	0.005	0.005

Fuente: Elaboración propia (2024).

Como muestra la Tabla 5, el modelo de regresión logística, permite calcular la importancia de cada variable en la predicción de la deserción. Aquí están las variables más influyentes ordenadas por la magnitud de sus coeficientes:

- Edad: Coeficiente: -0.414
- Apoyo Psicológico: Coeficiente: 0.371
- ¿Trabajas actualmente?: Coeficiente: 0.238
- Apoyo Psicoeducativo: Coeficiente: 0.055
- Integrantes que Estudian en la Familia: Coeficiente: 0.047
- Crédito de Estudios: Coeficiente: -0.037
- Ingreso Familiar: Coeficiente: 0.026
- Gratuidad: Coeficiente: 0.006
- Beca de Matrícula y/o Arancel: Coeficiente: 0.006

Las variables más influyentes según el modelo son Edad, Apoyo Psicológico y ¿Trabajas actualmente? Estos factores tienen la mayor influencia en la probabilidad de deserción.

A lo descrito, los resultados proporcionan una visión más precisa de cómo se comporta el modelo, mostrando su capacidad para diferenciar entre los estudiantes que se podrían retirar y los que continúan.

4. Discusión

La diversidad y variabilidad humana que se encuentre en la condición genética de la población y sus culturas, sostiene que “la condición humana es una condición desertora” (Mélích, 2010, p.22); refiriéndose a que “allí donde lo humano hace su aparición surge también necesariamente la ambivalencia, la selección, el recuerdo y el olvido, la interpretación, la reubicación, los umbrales, las sombras y los crepúsculos, la deserción” (Mélích, 2010, p.22). Con estas referencias, se puede entender que la deserción es un proceso inherente al ser humano y que no es solo desde la mirada educativa, sino que la deserción se asocia a cualquier vínculo que forma la persona en el transcurso de su vida. Lo que nos lleva a entender que esta problemática, seguirá existiendo, a pesar de los esfuerzos que puedan hacer las instituciones de educación superior, por lo que se deben actualizar constantemente los métodos que ayudan a la disminución de la deserción, brindando un acompañamiento integral, lo que aporta al

desarrollo de cada uno de los estudiantes y al buen resultado de las casas de estudios para titular a profesionales integrales.

A lo descrito, se puede inferir que la deserción se hace presente de manera constante, ya que, la presión que experimentan los estudiantes puede generar un desgaste emocional, lo que pone en riesgo su capacidad cognitiva y su desarrollo integral. Sin embargo, esta situación los conduce a enfrentar nuevos desafíos, aunque disminuye la probabilidad de éxito en asignaturas futuras.

Considerando lo mencionado y que el inicio de esta década vivimos una nueva pandemia, se sumaron nuevos factores que irrumpieron en el escenario de la deserción estudiantil, ya que diversos medios de comunicación y resultados de investigaciones realizadas en diferentes contextos y latitudes señalaron que la Pandemia del COVID-19 detonó una crisis mundial en la salud pública (Espada *et al.*, 2020; Kaplan *et al.*, 2020; Masten y Motti-Stefanidi, 2020). Como medida para disminuir los contagios, se determinó como política internacional (PAHO, s.f.), llevar a cabo un distanciamiento físico a través del confinamiento en los hogares, lo que transformó todos los hábitos y costumbres que regularmente se llevaban a cabo al interior de las familias y sus individuos (Brazendale *et al.*, 2017). El mundo educativo en su forma presencial fue interrumpido al comenzar el año 2020 ante el avance de la Pandemia. Docentes, directivos, estudiantes y sus familias se vieron obligados a poner en práctica, nuevas formas para comunicarse y aprender en las diversas latitudes.

En el contexto señalado, se hizo necesario considerar la fragilidad psíquica de los estudiantes, donde muchos y muchas estuvieron un año y medio de educación a distancia obligatoria, haciendo necesario el análisis de la salud mental de estos sujetos; implicando mayores esfuerzos en las diversas líneas que prestan apoyo a la comunidad estudiantil, buscando una mayor flexibilización de los resultados de aprendizaje propuestos y las maneras de evaluarlos; brindando espacios de contención emocional, tanto en términos de prevención, generando espacios alternativos de distensión y recuperación de energías para la vida universitaria, apuntando a evitar el abandono.

A lo vivido a causa de la pandemia, se puede sumar que, desde la primera década del siglo XXI, se observaba un aumento significativo en el número de estudiantes que presentaban problemas severos de salud mental y solicitaban servicios de apoyo, ya que se les dificultaba el continuar con sus estudios (Jiménez y Villafaña, 2008). Este incremento se ha descrito en Estados Unidos de Norteamérica (American College Health Association, 2007), también en países europeos (Arco *et al.*, 2005) y en países latinoamericanos como Venezuela (Feldman *et al.*, 2008) y Chile (Hinrichs *et al.*, 2016).

Asimismo, en una encuesta realizada a directores de centros de apoyo y acompañamiento en Estados Unidos, se encontró que el 81 por ciento de ellos atendían estudiantes con problemas psicológicos severos (American College Health Association, 2007). Los impedimentos que más interferían con el desempeño académico fueron: estrés (32%), problemas familiares (18%), depresión/ansiedad (15,7%), problemas de pareja (15,6%), entre otros. En la misma línea de hallazgos, un estudio realizado entre 1996 y 2001 con una muestra de 13.257 alumnos que asistieron a centros de apoyo en universidades de ese mismo país, se reveló al estrés y la ansiedad (62,8%) como los problemas más frecuentes que ellos experimentaban, datos que no distan de la realidad de los y las estudiantes que, en la actualidad, tienden a desertar de la educación.

Siendo estas dos primeras décadas complejas para la sostenibilidad de buenos resultados en retención, es fundamental la interacción de las instituciones, analizando detalladamente los

medios que cuentan para los estudiantes, priorizando a aquellos que tienen factores de riesgo en el abandono. Por otro lado, los estudiantes deben asumir un papel activo en la configuración de sus propios espacios estudiantiles, interactuando entre sí, organizando actividades conjuntas y recibiendo retroalimentación de sus compañeros sobre sus avances. Esto con el objetivo de aumentar los niveles de apropiación y pertenencia de los estudiantes a la institución y la disciplina.

Teniendo presente que es importante capturar la complejidad de los factores que influyen en la continuidad académica, el considerar diferentes datos, ya que los jóvenes provenientes de familias con bajos ingresos tienen menores posibilidades tanto de ingresar a la universidad como de graduarse (Dynarski, 2005). Esto se explicaría con una menor preparación académica durante la educación secundaria, pero, incluso con una buena base académica, la menor retención podría reflejar factores culturales y sociales que producen barreras adicionales a los estudiantes de este nivel, como, por ejemplo, la necesidad de ser proveedores de sus familias. El fenómeno de deserción en Chile, está relacionado con el nivel socioeconómico y se observa mayor deserción en grupos de menores ingresos, de menor educación de los padres, y entre egresados de establecimientos subvencionados o públicos (Santelices, 2015). Por lo cual, es tener una amplia variedad de factores, tales como: los académicos, demográficos, conductuales y socioeconómicos, permiten tener un enfoque holístico que reconozca la interdependencia de estos elementos en el éxito estudiantil. Por lo cual, los datos académicos, como el tiempo de estudios, la participación, el acceso a recursos, la entrega de tareas, las calificaciones, la progresión académica y la participación en actividades, proporcionan una medida directa del rendimiento y el compromiso de los estudiantes. Estos indicadores son esenciales para identificar patrones de éxito y áreas de mejora.

El incorporar datos demográficos y conductuales añade otra capa de comprensión en los patrones de estudio y métodos que utiliza el estudiante, haciendo significativo, por lo cual se entiende que estos patrones pueden ayudar a personalizar las intervenciones. Además, los datos socioeconómicos, como los ingresos familiares, las becas y ayudas financieras, y la situación familiar, son críticos para entender las barreras externas que pueden afectar el rendimiento académico. Estudiantes con un porcentaje bajo ingreso y que no cuenta con apoyo de financiamiento, pueden enfrentar desafíos adicionales que impactaran en su capacidad para mantenerse en la educación superior. Por lo tanto, son las instituciones en muchas ocasiones, las responsables de diseñar buenas políticas de apoyo financiero y recursos adicionales para estos estudiantes.

La integración de estos diversos datos, permite a las instituciones de educación superior puedan identificar los estudiantes en riesgo de abandonar y a la vez, diseñar intervenciones específicas y personalizadas, con un enfoque multidimensional lo que les proporciona una visión más global y precisa de los desafíos que tienen los estudiantes, lo que les facilita el desarrollo de estrategias efectivas para mejorar la retención y el éxito académico.

5. Conclusiones

Recientes estudios han demostrado que el uso de la analítica de aprendizaje genera beneficios significativos en la educación superior. Esta poderosa tecnología permite abordar diversas necesidades clave, como ofrecer una experiencia de aprendizaje más personalizada, guiar el desarrollo de los cursos, ajustar en tiempo real, brindar recomendaciones y predecir el desempeño futuro de los estudiantes. Concretamente, se han identificado cinco aplicaciones clave de la analítica de aprendizaje: aprendizaje autorregulado, modelado predictivo, Análisis de redes sociales, Análisis de tendencias y análisis de optimización. Los investigadores destacan que estas herramientas han superado con creces a las soluciones tradicionales de

business intelligence, ofreciendo un valioso apoyo para mejorar la retención y el éxito de los estudiantes en la educación superior.

En conclusión, el *learning analytics* utiliza tecnologías avanzadas para recopilar, medir y analizar datos de los estudiantes con el fin de mejorar el aprendizaje y la retención estudiantil, por lo cual, el detalle de cómo se implementa estas tecnologías en la práctica es fundamental para cualquiera que la quiera utilizar.

A lo anterior, los datos se recopilan de diversas fuentes como sistemas de gestión del aprendizaje (LMS), se depuran los datos eliminando inconsistencias y duplicados, y se transforman en un formato utilizable. Por otra parte, se combinan datos de múltiples fuentes para obtener una visión integral del comportamiento y rendimiento del estudiante, aplicando algoritmos de aprendizaje automático para identificación de patrones y predecir el rendimiento y la probabilidad de deserción de los estudiantes, visualizándose los hallazgos de manera clara y comprensible.

Como ejemplo concreto en la Aplicación el Sistema de Gestión del Aprendizaje (LMS), este permite rastrear el progreso de los estudiantes en tiempo real, identificando quiénes no están completando tareas a tiempo, y enviarles alertas automáticas a estos estudiantes. Analiza la participación y actividades, observando a los estudiantes con baja participación los cuales podrán recibir recomendaciones para involucrarse más.

A lo descrito, las instituciones pueden implementar *dashboards* que muestran indicadores clave de rendimiento (KPIs) como asistencia, rendimiento en exámenes, y participación en actividades, lo que permitirá tomar decisiones informadas sobre políticas y recursos de apoyo.

La implementación de la analítica de aprendizaje en la educación superior no solo proporciona una herramienta poderosa para mantener y mejorar la retención estudiantil en niveles altos, sino que también ofrece una metodología basada en datos para personalizar y mejorar la experiencia educativa. Mediante ejemplos concretos y un enfoque estructurado, las instituciones pueden aplicar estas tecnologías para lograr resultados significativos y sostenibles.

Como se observa, la analítica de aprendizaje ofrece numerosas ventajas, pero también enfrenta varias limitaciones y desafíos en su implementación.

La recolección de datos puede estar sujeta a errores, omisiones y falta de precisión, lo que puede llevar a conclusiones incorrectas. Por otra parte, los datos pueden estar dispersos en múltiples sistemas y no siempre se integran adecuadamente, lo que dificulta obtener una visión completa del estudiante. Además, el manejo de grandes volúmenes de datos personales plantea riesgos significativos para la privacidad y la seguridad, requiriendo medidas estrictas de protección y cumplimiento normativo.

A lo descrito, es crucial abordar sus limitaciones y desafíos con una perspectiva equilibrada y realista, ya que esto permitirá asegurar la calidad y privacidad de los datos, manejando los costos y recursos adecuadamente, integrando las tecnologías de manera efectiva, garantizando el uso ético y responsable de los datos. Por lo que, comprendiendo estos desafíos, las instituciones podrían maximizar los beneficios del *learning analytics* con un entorno educativo más eficiente.

En el futuro, las investigaciones en la analítica de aprendizaje deberían enfocarse en la adaptación y mejora de estas tecnologías en diversos contextos educativos, explorando cómo

las herramientas de analítica pueden ser más personalizadas para satisfacer las necesidades específicas de diferentes tipos de instituciones. Además, de un análisis más profundo de las metodologías de integración de datos cualitativos y cuantitativos para proporcionar una visión holística del rendimiento y la experiencia estudiantil con enfoques interdisciplinarios que permitan combinar el *learning analytics* con ciencias cognitivas y del comportamiento puede ofreciendo nuevas perspectivas para mejorar la retención y el éxito académico.

6. Referencias

- American College Health Association (2007). American College Health Association National College Health Assessment Spring 2006 Reference Group data report (abridged). *Journal of American College Health*, 55(4), 195-206. <https://doi.org/10.3200/JACH.55.4.195-206>
- Antúnez, Z. y Vinet, E. (2013). Problemas de salud mental en estudiantes de una universidad regional chilena. *Revista Médica Chile*, 141(2), 209-216. https://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0034-98872013000200010
- Arco, J. L., Fernandez, F. D., Heilborn, V. A. y Lopez, S. (2005). Demographic, Academic and Psychological Profile of Students Attending Counseling Services at the University of Granada (Spain). *International Journal for the Advancement of Counselling*, 27(1), 71-85. <https://doi.org/10.1007/s10447-005-2249-8>
- Ariza Gasca, S. y Marin Arias, D. (2014). Factores intervinientes en la deserción escolar de la Facultad de Psicología, Fundación Universitaria Los Libertadores. *Tesis Psicológica*, 4(1), 72-85. <https://n9.cl/ek688>
- Brazendale, K., Beets, M. W., Weaver, R. G., Pate, R., Turner-McGrievy, G., Kaczynski, A., Chandler, J., Bohnert, A. y Von Hippel, P. (2017). Understanding differences between summer vs. school obesogenic behaviors of children: the structured days hypothesis. *International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity*, 14(100). <https://doi.org/10.1186/s12966-017-0555-2>
- Brunner, J. (2015). Medio siglo de transformaciones de la educación superior chilena: Un estado del arte. En A. Bernasconi (Ed.), *La educación superior de Chile: Transformación, desarrollo y crisis* (pp. 21-108). Ediciones UC.
- Canales, A. y De los Ríos, D. (2009). Retención de estudiantes vulnerables en la educación universitaria chilena. *Revista Calidad en la Educación*, 30, 49-83. <https://doi.org/10.31619/caledu.n30.173>
- Castillo, J. y Cabezas, G. (2010). Caracterización de jóvenes de primera generación en la educación superior. Nuevas trayectorias hacia la equidad educativa. *Revista Calidad en la Educación*, 32, 43-76. <https://doi.org/10.31619/caledu.n32.151>
- Centro de Microdatos Universidad de Chile. (2008). *Estudio sobre deserción estudiantil en Estados Unidos y Canadá*. <https://hdl.handle.net/20.500.12365/17988>
- Colmenares, M. y Delgado, F. (2008). La correlación entre rendimiento académico y motivación de logro: elementos para la discusión y reflexión. *Revista electrónica de Humanidades, Educación y Comunicación Social*, 3(5), 179-191. <https://ojs.urbe.edu/index.php/redhecs/article/view/598>

- De Vries, W., León, P., Romero, J. y Hernández, I. (2011). ¿Desertores o decepcionados? Distintas causas para abandonar los estudios universitarios. *Revista de la Educación Superior*, 40(160), 29-49. <https://bit.ly/3SomXOx>
- Díaz, C. (2008). Modelo conceptual para la deserción estudiantil universitaria chilena. *Estudios pedagógicos*, 34(2), 65-86. <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-07052008000200004>
- Donoso Díaz, S. (2009). Economía política del financiamiento de los estudios universitarios en Chile (1980-2010): debate de sus fundamentos. *Innovar. Revista de Ciencias Administrativas y Sociales*, 19(1), 141-156. <https://bit.ly/3WmCRKr>
- Donoso, S. y Cancino, V. (2007). Caracterización socioeconómica de estudiantes de educación superior. *Revista Calidad en la Educación*, 26, 203-244. <https://doi.org/10.31619/caledu.n26.240>
- Donoso, S. y Schiefelbein, E. (2007). Análisis de los modelos explicativos de retención de estudiantes en la universidad: una visión desde la desigualdad social. *Revista Estudios Pedagógicos*, 33(1), 7-27. https://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-07052007000100001
- Donoso, S., Donoso, R. y Arias, P. (2010). Iniciativas de retención de estudiantes de educación superior. *Revista Calidad en la Educación*, 33, 15-61. <https://doi.org/10.31619/caledu.n33.138>
- Donoso, S., Donoso, R. y Frites, P. (2013). Programas de apoyo académico en universidades chilenas. *Revista Chilena de Educación Superior*, 19(1), 30-48. <https://bit.ly/3YeePE1>
- Dynarski, S. (2005). *High-Income Families Benefit Most from New Education Savings Incentives*. Urban-Brookings Tax Policy Center. <https://n9.cl/wjmvvs>
- Espada, J. P., Orgilés, M., Piqueras, J. A. y Morales, A. (2020). Las buenas prácticas en la atención psicológica infantojuvenil ante la COVID-19. *Clinical and Health*, 31(2), 109-113. <https://doi.org/10.5093/clysa2020a14>
- Espinoza, O. y González, L. (2015). Equidad en el sistema de educación superior de Chile: acceso, permanencia, desempeño y resultados. En A. Bernasconi (Ed.), *La educación superior de Chile: Transformación, desarrollo y crisis* (pp. 517-579). Ediciones UC.
- Ezcurra, A. (2005). Diagnóstico preliminar de las dificultades de los alumnos de primer ingreso a la educación superior. *Revista Perfiles Educativos*, 27(107), 118-133. <https://bit.ly/4cULTp4>
- Ezcurra, A. (2011). Abandono estudiantil en educación superior. Hipótesis y conceptos. En N. Gluz (Ed.), *Admisión a la universidad y selectividad social. Cuando la democratización es más que un problema de "ingresos"* (pp. 23-62). Universidad Nacional de General Sarmiento.
- Feldman, L., Goncalves, L., Chacón Puignau, G. C., Zaragoza, J., Bagés, N. y De Paulo, J. (2008). Relaciones entre estrés académico, apoyo social, salud mental y rendimiento académico en estudiantes universitarios venezolanos. *Universitas Psychologica*, 7(3), 739-752. <https://revistas.javeriana.edu.co/index.php/revPsycho/article/view/406>

- Fukushi, K. (2010). El nuevo alumno y el desafío de la meritocracia: análisis del cambio cultural en la educación superior chilena. *Revista Calidad en la Educación*, 33, 303-316. <https://doi.org/10.31619/caledu.n33.148>
- Hernández, R., Fernández, C., Baptista, P. y Baptista, C. (2007). *Metodología de la investigación*. McGraw-Hill.
- Hinrichs, C., Ortiz, L. y Pérez, C. (2016). Relación entre el Bienestar Académico de Estudiantes de Kinesiología de una Universidad Tradicional de Chile y su Percepción del Ambiente Educativo. *Formación Universitaria*, 9(1), 109-116. <https://dx.doi.org/10.4067/S0718-50062016000100012>
- Huesca, G. y Castaño, B. (2007). Causas de deserción de alumnos de primeros semestres de una universidad privada. *Revista Mexicana de Orientación Educativa*, 5(12), 34-39. <https://ridda2.utp.ac.pa/handle/123456789/9377>
- Jiménez-Chafey, M. I. y Villafañe-Santiago, Ángel A. (2008). Necesidades psicosociales de los estudiantes que han recibido servicios del Departamento de Consejería para el Desarrollo Estudiantil (DCODE) de la Universidad de Puerto Rico, Recinto de Río Piedras. *Revista De Educación De Puerto Rico (REDUCA)*, 1(23), 193-209. <https://revistas.upr.edu/index.php/educacion/article/view/13313>
- Kaplan, J., Frias, L. y Mcfall-Johnsen, M. (11 de julio de 2020). *A Third of the Global Population Is on Coronavirus Lockdown. Here Is Our Constantly Updated List of Countries and Restrictions*. <https://bit.ly/3YjHtDM>
- Leyton, D., Vásquez, A. y Fuenzalida, V. (2012). La experiencia de estudiantes de contextos vulnerables en diferentes instituciones de educación superior universitaria (IESU): Resultados de investigación. *Revista Calidad en la Educación*, 37, 61-97. https://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-45652012000200003
- López Gutiérrez, I., Marín Fontela, G. y García Rodríguez, M. (2012). Deserción escolar en el primer año de la carrera de medicina. *Revista de Educación Médica Superior*, 26(1), 45-52. <https://bit.ly/3YjsJ7M>
- Malagón Escobar, L. M., Soto Hernández, L. y Eslava Mocha, P. R. (2007). La deserción en la Universidad de los Llanos (1998-2004). *Orinoquia*, 11(1), 23-40. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=89611103>
- Masten, A. S. y Motti-Stefanidi, F. (2020). Resilience and positive youth development in the context of the COVID-19 pandemic. *Journal of Adolescent Health*, 1(2), 95-106. <https://doi.org/10.1007/s42844-020-00010-w>
- Medellín, E. (2010). Contrastación de dos modelos motivacionales de autodeterminación para predecir la deserción en universitarios. *Acta Colombiana de Psicología*, 13(2), 57-68. <https://actacolombianapsicologia.ucatolica.edu.co/article/view/370>
- Mèlich, J. C. (2010). *Ética de la compasión*. Herder.

- Micin, S. y Bagladi, V. (2011). Salud Mental en Estudiantes Universitarios: Incidencia de Psicopatología y Antecedentes de Conducta Suicida en Población que Acude a un Servicio de Salud Estudiantil. *Terapia Psicológica*, 29(1), 53-64. https://www.scielo.cl/scielo.php?pid=S0718-48082011000100006&script=sci_abstract
- Micin, S., Farías, N., Carreño, B. y Urzúa, S. (2015). Beca Nivelación Académica. La experiencia de una política pública aplicada en una universidad chilena. *Revista Calidad en la Educación*, 42, 189-208. https://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-45652015000100007
- Mizala, A., Hernández, T. y Makovec, M. (2011). *Determinantes de la elección y deserción en la carrera de Pedagogía*. Ministerio de Educación. <https://bibliotecadigital.mineduc.cl/handle/20.500.12365/18233>
- Mori, M. (2014). Deserción universitaria en estudiantes de una universidad privada de Iquitos. *Revista Digital de Investigación en Docencia Universitaria*, 0(1), 60-83. <http://hdl.handle.net/10757/325224>
- Olave, G., Rojas, I. y Cisneros, M. (2013). Alfabetización académica y deserción estudiantil en Colombia. *Revista de Estudios Educativos Latinoamericanos*, 24(1), 55-72. <https://bit.ly/4c05eUD>
- Organización Panamericana de la Salud. (s.f.). *Coronavirus*. <https://www.paho.org/es/temas/coronavirus>
- Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos. (2009). *La educación Superior en Chile. Revisión de Políticas Nacionales de Educación*. http://www.opecd.cl/educsuperior/politica_educacion/la_es_en_chile_ocde.pdf
- Rodríguez, J. y Hernández, J. M. M. (2008). La deserción escolar universitaria en México. La experiencia de la Universidad Autónoma Metropolitana, Campus Iztapalapa. *Revista Actualidades Investigativas en Educación*, 8(1), 1-30. <https://doi.org/10.15517/aie.v8i1.9308>
- Santelices, M. V. (2015). *FONIDE 811340 Consideraciones de equidad en la admisión universitaria a través del ranking de educación media. Teorías de acción, implementación y resultados*. Ministerio de Educación. <https://bibliotecadigital.mineduc.cl/handle/20.500.12365/18572>
- Servicio de Información de Educación Superior. (2014). *Panorama de la educación superior en Chile*. <https://biblioteca.digital.gob.cl/handle/123456789/698>
- Servicio de Información de Educación Superior. (2017). *Informe anual sobre la matrícula en educación superior en Chile*. <https://bibliotecadigital.mineduc.cl/handle/20.500.12365/4613>
- Servicio de Información de Educación Superior. (2022). *Informe 2022 Retención de 1er año 2022 (Pregrado)*. <https://www.mifuturo.cl/informes-retencion-de-primer-ano/>
- Villa, M. y Barriga, O. (2010). Adaptación del modelo de deserción universitaria de Tinto a la Universidad Católica de la Santísima Concepción, Chile. *Revista de Ciencias Sociales*, 16(4), 616-628. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=2801661300>

AUTORES:**David Núñez Villalobos:**

Universidad Bernardo O'Higgins.

David Núñez Villalobos es Subdirector de Asuntos Estudiantiles en la Universidad Bernardo O'Higgins desde marzo de 2016. En este rol, gestiona la planificación y dirección de proyectos ministeriales e internos, convenios interinstitucionales y la programación de actividades estudiantiles. También maneja la retención institucional, el diseño de presupuestos y la implementación de un plan de cuidado integral para la comunidad estudiantil. Anteriormente, fue Coordinador de Vida Universitaria, donde fortaleció agrupaciones estudiantiles y promovió actividades sociales. Además, es profesor de diversas escuelas y coordina proyectos institucionales. David posee un Magíster en Educación, es Profesor de Educación Física y actualmente cursa un Doctorado en Estadística Multivariante en la Universidad de Salamanca.

david.nunez@ubo.cl

Orcid ID: <https://orcid.org/my-orcid?orcid=0000-0002-5651-9595>

Google Scholar:

https://scholar.google.es/citations?view_op=new_articles&hl=es&imq=David+N%C3%BA%C3%B1ez+Villalobos#

ResearchGate: <https://www.researchgate.net/search.Search.html?query=&type=publication>