

.UBA 200



UBA #1 Iberoamérica ranking QS

IALAB

Universidad del
Rosario

Inteligencia Artificial para mejorar el éxito estudiantil

Con el apoyo de



CAF BANCO DE DESARROLLO
DE AMÉRICA LATINA

Inteligencia Artificial para mejorar el éxito estudiantil

Temas asociados: Inteligencia artificial. Educación. Éxito estudiantil. Deserción Universitaria. Uso estratégico de datos. Gobernanza de datos.

Eje: Inteligencia artificial para disminuir la deserción universitaria y lograr éxito estudiantil.

Noviembre 2022

<https://ialab.com.ar/>

Copyright © 2022

Equipo de trabajo

Dirección

Débora Schapira
Juan Gustavo Corvalán

Co- Autores y Equipo de investigación UBA IALAB

Debora Schapira
Juan G. Corvalan
Laura Díaz Dávila
Melisa Raban
María Victoria Carro

Diseño Gráfico

Paula C. Petroni

Equipo Estratégico y Técnico URO

Andrés López Valderrama
Lina Maria Ascencio
Luz Ángela Díaz
Guillermo Garcia



Contenido

Introducción.....	5
1.Resumen ejecutivo.....	7
2.Resultado del monitoreo de las experiencias seleccionadas	12
3.Acerca del éxito estudiantil.....	31
4.Estrategia para el éxito estudiantil. Detección de la deserción universitaria: análisis de los factores de riesgo.....	34
5.Recomendaciones.....	46
6.Bibliografía	58



Introducción

Introducción

La deserción escolar es un fenómeno ampliamente analizado en los estudios de investigación educativa en América Latina y a nivel mundial, evidencia de alguna manera las debilidades en la ejecución de las políticas públicas de los estados, pero a su vez constituye una oportunidad única capaz de ser encauzada mediante la investigación de campo y el uso estratégico de datos.

Su origen multicausal y las variables subyacentes se categorizan en factores endógenos al sistema educativo, la asistencia, el desempeño académico, las trayectorias educativas, la gradualidad del currículo pedagógico, las evaluaciones, el clima escolar y factores exógenos, el nivel socio económico de la familia, el capital intelectual de los padres, desempleo coyunturales o cíclicos, embarazo adolescente, unión temprana y además otras condiciones de vulnerabilidad, el trabajo estacional del estudiante y las migraciones internas.

Estas características, dan cuenta de la visión holística que se propuso alcanzar el desarrollo de este estudio, el cual integra la innovación tecnológica para la detección temprana de señales de alerta, el despliegue de estrategias pedagógicas que garanticen la permanencia y modelos educativos inclusivos que consoliden el proyecto de vida del estudiante en el tránsito por la Universidad y empoderen sus talentos para el logro de la empleabilidad. Desde esta óptica, la consultoría de investigación articula los hallazgos encontrados a través de las entrevistas a los referentes de los casos de estudio en el uso estratégico de datos (IA) y el concepto que contribuye al lograr el éxito estudiantil.

El **desafío institucional** será entonces, generar acciones conjuntas que integren innovaciones en soluciones de estrategia educativa y el uso estratégico de datos a fin de mitigar la deserción escolar, que impactan en última instancia, en la mejora de la Calidad de la Educación Superior.

Por último agradecer a los líderes de los Sistema basados en Inteligencia Artificial para disminuir la deserción escolar, por los aportes brindados en cada entrevista, Sistema de Alerta Preventivo (SAP) Brasil, Sistema de Alerta Escuela (SAE) Perú, Empresa u-Planner y el Centro para el Éxito de la Universidad del Norte, Colombia.



1

Resumen Ejecutivo

Resumen Ejecutivo

Alcanzar y promover el éxito estudiantil, logrando disminuir la deserción es uno de los grandes desafíos comunes que tienen en la actualidad las universidades. Cada alumno que no termina sus estudios no sólo pierde la oportunidad de desarrollarse personal y profesionalmente, sino que también refleja en alguna medida, cierto fracaso del sistema educativo. Esto, ha llevado a que se creen estrategias e instancias que lleven al mejoramiento de las tasas de permanencia, focalizándose en las diversas causas que provocan la deserción y en este escenario, la inteligencia artificial y el análisis estratégico de datos se han constituido en herramientas innovadoras y en muchos casos eficientes para estructurar información, detectar correlaciones que no han sido advertidas por las investigaciones convencionales de las universidades y predecir qué alumnos tienen más riesgo de abandonar sus estudios superiores.

Esta consultoría académica y de investigación, ha tenido como principal objetivo conocer y sistematizar distintas experiencias de diseño e implementación de este tipo de sistemas destinados a combatir la deserción estudiantil, para advertir sus riesgos y oportunidades y finalmente elaborar recomendaciones que la Universidad del Rosario pueda tener a mano a la hora de pensar en su propia solución, y comenzar a trazar una línea estratégica directa con el éxito estudiantil académico.

Para realizar este objetivo, se estableció un plan de trabajo basado en 5 (cinco) acciones que fueron las siguientes:

- 1) Releva cuáles son las soluciones basadas en el uso estratégico de datos e inteligencia artificial para mitigar y/o combatir la deserción universitaria en América Latina y a nivel mundial. También pueden incluirse sistemas que no aplican técnicas de IA pero que cuentan con habilidades para detectar las causas de deserción universitaria o cuentan con la habilidad de mitigar la deserción.
- 2) Se dedicarán esfuerzos para conseguir entrevistas por medio de plataformas móviles a fin de que las personas desarrolladoras y directoras de los proyectos de IA para la educación investigados puedan ampliar la información y brindar mayores detalles.
- 3) Elegir y analizar al menos cinco experiencias basadas en el uso estratégico de datos e IA que hayan sido utilizados para mitigar la deserción universitaria en América Latina y a nivel mundial para documentar y ampliar la investigación.

- 4) Investigar y analizar los principales dilemas enfrentados, los problemas que se presentaron y las oportunidades y beneficios generados luego de la implementación de la inteligencia artificial. Se analizarán las estrategias relevadas y se compararán con el fin de detectar las problemáticas, beneficios y lecciones aprendidas para elaborar las recomendaciones adecuadas.
- 5) Se procederá al armado del informe final con las conclusiones.

Asimismo, estas acciones se cumplieron a lo largo de 3 (tres) etapas principales que fueron las siguientes:

Plan de trabajo

La primera de ellas consistió en la elaboración de un plan de trabajo en el que se documentaron soluciones adoptadas a nivel mundial para mitigar la deserción estudiantil y sus problemas asociados. Se preseleccionaron 33 (treinta y tres) experiencias distribuidas en categorías de soluciones, para mapear inicialmente sus características y seleccionar aquellas en que las cuales se basaría la investigación principal.

Se estableció la metodología mediante la cual se recabaría información de las experiencias seleccionadas, la cual consistió en realizar entrevistas a los desarrolladores/as, centradas en los principales dilemas y oportunidades de las experiencias. Específicamente, las preguntas de las entrevistas -que fueron diseñadas en este plan de trabajo- giraron en torno a los siguientes puntos: actores intervinientes, técnicas de inteligencia artificial utilizadas, plataforma utilizada, privacidad de los datos utilizados, interacción humano-IA y los niveles de autonomía, sesgos negativos y los resultados obtenidos.

Informe de avance

Para el cumplimiento de la segunda etapa se elaboró un informe de avance, el cual tuvo por objeto proporcionar un resumen de la información recolectada y su análisis correspondiente. En primer lugar, se pre seleccionaron 33 (treinta y tres) experiencias mapeadas, y finalmente se eligieron 5 (cinco) las cuales fueron las siguientes:

- » Alerta Escuela de Perú
- » El Centro para el Éxito de la Universidad del Norte, Colombia
- » Sistema de Alerta Preventivo de Brasil
- » U-Planner
- » Sistema de Alerta Temprana en Chile

Seguidamente se enumeran los criterios que se tuvieron en consideración para seleccionar estas experiencias, y como contracara, descartar las restantes enumeradas en el Plan de Trabajo:

- Criterios geográficos: se priorizaron aquellas experiencias de América Latina que hayan clarificado la variable “otros”, cuyo alcance es incierto para la Universidad del Rosario.
- Éxito de la experiencia: se priorizaron aquellas experiencias que hayan resultado en un éxito de las políticas de permanencia y de éxito estudiantil, los cuales son objetivos fundamentales para la Universidad del Rosario.
- Acceso y disponibilidad de la información: se priorizaron aquellas experiencias que proporcionen información a la ciudadanía con miras a la transparencia y aquellas, cuyos representantes hayan accedido a brindar una entrevista con el equipo de investigación.
- Variedad de propuesta: se intentó conformar un conjunto de experiencias que presenten diversidad en sus variables y elementos, con el objetivo de conocer distintas alternativas y caminos para lograr la meta común: éxito en las políticas de permanencia y la disminución de la deserción universitaria.
- Comparabilidad con las características de la Universidad del Rosario: se priorizaron aquellas experiencias que pertenezcan a centros educativos que presenten mayores similitudes con la Universidad del Rosario y que, en este sentido, vuelvan más extrapolables sus problemáticas, beneficios y lecciones aprendidas.

Luego, se procedió a enviar a estas 5 (cinco) experiencias, las entrevistas con la explicación de los motivos por los cuales se estaban llevando a cabo, a las direcciones de correo electrónico y las direcciones de LinkedIn que se habían recabado con anterioridad a través de los canales oficiales de las experiencias preseleccionadas. Con el transcurso de los días comenzaron a llegar respuestas que pueden ser clasificadas en dos grupos:

- Respuestas a las preguntas: En completa colaboración y transparencia, la mayoría de las experiencias seleccionadas nos brindaron una respuesta positiva accediendo a contestar las preguntas a través de una reunión remota por plataformas como Zoom, Google Meet o Microsoft Teams. Estos encuentros, fueron desarrollados ante la presencia tanto de los miembros del equipo de investigación de UBA IALAB, como ante los representantes de la Universidad del Rosario. Las



experiencias investigadas mediante esta metodología fueron Alerta Escuela Perú, U-Planner, la Universidad del Norte, Colombia y el Sistema de Alerta Preventiva de Brasil.

- Ausencia de respuesta: El resto no emitió respuesta.

El análisis efectuado en el informe de avance también se sustentó en información recabada a través de los canales oficiales de las experiencias seleccionadas, sobre aquello que no fue contestado en las entrevistas obtenidas. Muchas de las respuestas a las preguntas de las entrevistas surgen del uso y de las políticas de privacidad de la aplicación o sitio web que se trate. Además, la información recabada de este modo fue utilizada como premisa o hipótesis de partida, para luego confirmarla a través de las entrevistas obtenidas con los desarrolladores. Este enfoque permite recabar información desde una perspectiva exclusiva del usuario/a, y así finalmente compararla con las respuestas del desarrollador y analizarlas en conjunto con las mismas.

En cuanto al contenido del informe, se resumieron los resultados de los puntos principales sobre los cuales se indagaba en las entrevistas. Asimismo, se adjuntó la transcripción de cada una de las entrevistas -y de la información recabada sobre el Sistema de Alerta Temprana, -la experiencia de Chile- al final del informe como anexos.

Informe analítico final

En el presente informe final se focaliza y profundiza sobre las experiencias seleccionadas, detallando la información relevante para la audiencia, incluidos los dilemas y problemas que se ya se han presentado en el informe de avance. También, se ilustran las oportunidades que pueden abrir estas soluciones a la Universidad del Rosario para lograr una mirada estratégica de la problemática, y aportar recomendaciones en torno a la implementación de políticas educativas que tengan como objetivo el éxito estudiantil.

Finalmente, se realizan recomendaciones para abordar, diseñar y desarrollar los principales aspectos de un sistema inteligente destinado a prevenir la deserción de una institución universitaria, a fin de que la Universidad del Rosario, pueda contemplarlos a la hora de pensar una solución integral educativa.

Por último, se cree conveniente aclarar que lograr la disminución de la deserción escolar, es uno de los factores que influyen en el éxito estudiantil, pero no el único, por ello es fundamental la implementación de estrategias transversales que abarquen la mayor cantidad de factores y variables intervinientes en la educación universitaria.

A photograph of two women sitting at a table, looking at documents. The image is overlaid with a semi-transparent purple filter. The woman on the left is leaning forward, and the woman on the right is looking down at a document. There are papers and a small container on the table.

2 Resultado del monitoreo

Resultado del monitoreo de las experiencias seleccionadas

En el marco de la presente consultoría, se preseleccionaron 33 (treinta y tres) experiencias basadas en el uso estratégico de datos e IA que hayan sido utilizadas para combatir la deserción estudiantil o sus factores asociados. Estas se clasificaron, para realizar un seguimiento, monitoreo y análisis de estas.

En la segunda etapa, se seleccionaron 5 (cinco) experiencias para detallar y profundizar la evolución y resultados obtenidos del monitoreo. Estas últimas constituyen experiencias disruptivas que hayan tenido un impacto positivo y exitoso en las políticas de permanencia y de éxito estudiantil de los distintos centros educativos que las adoptaron. Además, como criterios de selección, se han considerado iniciativas que presenten diversidad en sus variables y elementos con el objetivo de conocer distintas alternativas para alcanzar el mismo objetivo y que hayan tenido lugar en el continente latinoamericano al igual que la Universidad del Rosario. Finalmente, se seleccionaron aquellas que tuvieron lugar en universidades mayormente comparables con esta última y que pongan a disposición de la ciudadanía gran cantidad de información.

A continuación, se presentan los resultados obtenidos, sistematizados en 7 núcleos temáticos, al igual que en el informe de avance:

1. Sobre los actores intervinientes

a. Lecciones aprendidas

La deserción escolar es un fenómeno ampliamente analizado en los estudios de investigación educativa en América Latina. Los hallazgos de campo, indican el origen multicausal y tipifican las variables subyacentes en factores endógenas al sistema educativo, la asistencia, el desempeño académico, las trayectorias educativas, la gradualidad del currículo pedagógico, las evaluaciones, el clima escolar y factores exógenos, el nivel socio económico de la familia, el capital intelectual de los padres, desempleo coyunturales o cíclicos, embarazo adolescente, unión temprana y además otras condiciones de vulnerabilidad, el trabajo estacional del estudiante y las migraciones internas.

Estos factores no son excluyentes entre sí, por el contrario, se integran y confluyen en las diferentes dimensiones del análisis de riesgo de abandono escolar. Hemos



constatado en las entrevistas realizadas a los líderes de proyecto de cada país, no solo un concienzudo análisis de las variables centrales que debieran incluirse en el desarrollo del Sistema Inteligente, sino también la conformación de equipos heterogéneos, con diversidad de género, representatividad territorial, referentes de variadas áreas funcionales de la estructura de gestión educativa y además la interdisciplinariedad como categoría de abordaje de estos nuevos conocimientos.

Estas características, dan cuenta de la visión holística que debe alcanzar el desarrollo de este proyecto, el cual integra la innovación tecnológica para la detección temprana de señales de alerta, el despliegue de estrategias pedagógicas que garanticen la permanencia y modelos educativos inclusivos que consoliden el proyecto de vida del estudiante en el tránsito por la Universidad y empoderen sus talentos para el logro de la empleabilidad.

b. Configuración estructural

Sistema de Alerta Preventiva de Brasil (SAP):

Dirección de Políticas y Directrices de Educación Media
Coordinación de Programas y Estrategias Pedagógicas
Universidades Federales de Sao Paulo y Santa Caterina de Alogos

Sistema de Alerta Escuela de Perú (SAE)

Planeamiento y Evaluación Estratégica
Unidad de Estadística
Área de Tecnología de la Información.

Sistema de Alerta Temprana de Chile

Dirección de Educación General Escolar del Ministerio de Educación
Ministerio de Desarrollo Social (datos externos al Sistema Educativo)

U- Planner: U- Retention

Data Scientists
Data Engineering
Especialistas en Educación
Áreas funcionales responsables de la permanencia estudiantil.



Universidad del Norte, Colombia. Centro de Recursos para el Éxito Académico

Planeamiento Institucional

Unidad de Gestión Estadística

CREE -Centro de Recursos para el Rendimiento Académico.

c. Desafíos y oportunidades

Las experiencias relevadas nos permiten concluir que el proyecto debe conformarse con equipos diversos, no solo desde su especificidad técnica, sino también con habilidades y destrezas de gestión que les permitan actuar con actores externos a la institución universitaria, la sociedad civil y las familias, entre otros.

En esta línea de análisis la Universidad de Rosario tiene una oportunidad estratégica, atraviesa un proceso de transformación institucional orientado entre otras líneas de gestión a consolidar este proyecto, posee una Unidad funcional a cargo del éxito estudiantil- la Dirección de evaluación, permanencia y éxito estudiantil - quien interactúa con otras áreas de la estructura, la Dirección de Marketing de ingreso, la Decanatura de Medios Universitarios y además ha iniciado un proceso de análisis, clasificación y depuración de las bases de datos de las sistemas de información vigentes internos y externos a la institución.

En función de estas consideraciones, recomendamos que el equipo de gestión que conformará el diseño e implementación del Sistema Inteligente para mitigar la deserción estudiantil esté constituido por diferentes perfiles del campo disciplinar, cuyas responsabilidades describimos a continuación sólo a manera enunciativa.

Disciplina	Perfiles	Resonsabilidades
Ciencias Sociales	Especialistas En Educación	<p>Delinear la Estrategia Política del Sistema de Alerta Temprana (SAT)</p> <p>Diseñar el mapa conceptual de las dimensiones de Riesgo Educativo.</p> <p>Diseñar los procesos de investigación y relevamiento de información.</p>
	Profesores	<p>Diseñar las estrategias pedagógicas de protección y acompañamiento.</p> <p>Diseñar las acciones remediales del abandono.</p> <p>Adecuar el currículum académico</p>
	Lic. en Economía	<p>Diseñar las métricas, estadísticas de desempeño educativo, indicadores de impacto y resultados.</p>
	Lic. en Psicología	<p>Diseñar los protocolos de asistencia centrados en estudiantes con dificultades de aprendizaje y el estudio de la conducta en general.</p> <p>Contribuir a generar un clima de cooperación y sostener la dinámica grupal de los equipos de trabajo del proyecto.</p>
Ciencia de Datos	Data Science	<p>Analizar la bases de datos de los Sistemas de información Nacional Educativa.</p> <p>Analizar las interfaces de los Sistemas internos.</p> <p>Recomendar las técnicas y la plataforma de Inteligencia Artificial a utilizar.</p>
	Data Analytic	<p>Extraer, ordenar y clasificar los datos de la información procesable. Depurar y calibrar los datos a fin de generar información relevante para el Sistema de Alerta Temprana (SAT).</p>

2. Sobre las técnicas de inteligencia artificial

a. Lecciones aprendidas

A la hora de pensar en la técnica de inteligencia artificial en que la se basará el sistema, se deben preferir aquellas que resulten respetuosas de los derechos humanos, el estado de derecho y los valores democráticos, tal como lo indican muchos organismos y entidades internacionales, entre otros, la Organización para la Cooperación y el Desarrollo Económicos (OCDE), La Comisión Europea, el Consejo de Europa y el Banco Interamericano de Desarrollo (BID).

Las técnicas que cumplen estos parámetros son las denominadas de “caja blanca” que aseguran la transparencia de las decisiones. Esto significa que los/as agentes humanos pueden inferir o deducir una “explicación entendible”, acerca de los criterios en los que se basa un sistema inteligente para arribar a una determinada conclusión, sugerencia o resultado y al mismo tiempo, lograr una alta tasa de aciertos.

En esta selección, también influirá la cantidad de datos disponibles para alimentar al sistema, lo cual a su vez depende del contexto, el propósito y la urgencia con la que se desarrolle la solución de IA. Si bien suele ser preferible un enfoque basado en Big Data con una masiva cantidad de datos, es totalmente posible lograr excelentes resultados con Small Data. Lo importante, es pensar respuestas creativas e innovadoras, que se centren en la calidad de los datos, más que en la cantidad.

b. Configuración estructural

Sistema de Alerta Preventiva de Brasil (SAP):

No se ha analizado aún

Sistema de Alerta Escuela de Perú (SAE)

Metodología de trabajo SCRIBD

Método de regresión logística

Lenguaje de programación Python

Software de código abierto OPTUNA

Sistema de Alerta Temprana de Chile

Machine Learning

U- Planner: U- Retention

Machine Learning- Árboles de decisión- Random Forest
Datos históricos de un período de 5 años.

Universidad del Norte, Colombia. Centro de Recursos para el Éxito Académico

Machine Learning- Árboles de decisión
Librería XGBoost- gradient boosting

c. Desafíos y oportunidades

En la actualidad, la técnica de vanguardia en la inteligencia artificial son las redes neuronales. Luego de años de permanecer olvidadas por la desconfianza hacia su potencial, en los últimos tiempos han renacido como uno de los modelos más poderosos, consiguiendo resultados sin precedentes. Sin embargo, dado que se tratan de modelos de “caja negra”, no recomendamos su adopción en entornos en los cuales el sistema tendrá un impacto en los derechos humanos de las personas, como es la educación. En este sentido, las experiencias relevadas nos han demostrado que es posible obtener resultados predictivos altamente satisfactorios, utilizando otras técnicas trazables y explicables como son el aprendizaje supervisado, y dentro de este, los árboles de decisión.

Otra verdad relativa que debe ser matizada en este punto es que, cuando se trata de alimentar un sistema inteligente, cuantos más datos mejor. Aunque la mayor cantidad de datos se asocia usualmente a un mejor rendimiento del sistema, en contextos donde es imposible extraer masivas cantidades de los mismos, deben buscarse soluciones innovadoras, que permitan obtener igualmente buenos resultados. La calidad de los datos debe ser una prioridad, para evitar sesgos negativos y compensar, de cierta forma, la escasa cantidad.

Concretamente, para comenzar con el proceso de recolección de datos es necesario saber en dónde se almacena y cómo se gestiona la información, sobre los alumnos, por ejemplo. Esto se apoya principalmente en tres pilares:

- 1) sistemas de gestión integrales,
- 2) sitios de internet,
- 3) archivos MS Word®, PDF o similar.



En relación a los dos primeros, mientras que a los sistemas de gestión integrales se accede con usuario y contraseña, los sitios de internet que publican información pueden presentar ambas modalidades, es decir, acceso con usuario y contraseña o acceso libre para cualquier persona. Además, respecto del último, si bien la mayoría de las organizaciones elaboran los documentos a través de Microsoft Word y por lo tanto nacen digitales -lo cual también ha sido potenciado y acelerado por la pandemia del COVID-19-, deben traspasarse manualmente aquellos que se encuentren en soporte papel.

Ahora bien, si se opta por predecir a partir de cajas blancas, hay que atravesar por un proceso de elaboración de datasets de entrenamiento, testeo y validación.

En primer lugar, es necesario identificar la muestra sobre la que se trabajará, la cual debe contener datos o variables similares a los que el sistema inteligente deberá identificar. Sólo de este modo, permitirá mitigar y reducir posibles sesgos negativos. Gran parte del éxito de los sistemas de IA, si no la mayor parte, depende de la extensa preparación de datos que se requieren. De hecho, se ha considerado que más de la mitad del esfuerzo de un proyecto exitoso de IA es aquel dedicado a preparar los datos¹), La calidad de los conjuntos de datos es primordial para el funcionamiento de los sistemas de IA²). Los demás requisitos de los conjuntos de datos se analizarán con detalle en el apartado relativo a los sesgos negativos.

El armado de datasets consiste en un conjunto de documentos aleatorios -de similar cantidad en cada uno de ellos-, sin previa clasificación. Para esta tarea se recomienda, por un lado, dividir el equipo de gobernanza en subgrupos, y que a cada uno se le asigne la responsabilidad de analizar uno, dos o hasta tres datasets por fase de manera aleatoria.

Por otro lado, se recomienda realizar revisiones mediante un sistema de triple ciego³. Una vez concluida la primera revisión, cada set de entrenamiento se entrega a otro subgrupo, y posteriormente a un tercer subgrupo, con el fin de que cada etapa de entrenamiento y validación se realice con rigurosidad. El fin primordial de la utilización de este método científico en la fase de entrenamiento, tiene que ver con el hecho de reducir la influencia del efecto placebo y para mitigar los diversos sesgos negativos que se presenten por parte del subgrupo encargado del análisis y la observación de

1 Kyle Strand, ¿Cómo se compara un iceberg al funcionamiento de la Inteligencia Artificial?, 12 de diciembre de 2018, disponible en: <https://blogs.iadb.org/conocimiento-abierto/es/como-funciona-inteligencia-artificial-modelo-iceberg/>.

2 Comisión Europea, Generar confianza en la Inteligencia Artificial centrada en el ser humano, Bruselas, 8.4.2020, disponible en: <https://ec.europa.eu/transparency/regdoc/rep/1/2019/ES/COM-2019-168-F1-ES-MAIN-PART-1.PDF>. El funcionamiento de muchos sistemas de IA y las acciones y decisiones a las que pueden llevar dependen en gran medida del conjunto de datos que se haya utilizado para entrenar los sistemas. Por consiguiente, deben adoptarse las medidas necesarias para garantizar que, en lo que se refiere a los datos utilizados para entrenar los sistemas de IA, se respeten los valores y normas (...), concretamente con relación a la (...) protección de los derechos fundamentales. Ver Comisión Europea, LIBRO BLANCO sobre la inteligencia artificial – un enfoque europeo orientado a la excelencia y la Confianza, Bruselas, 19.02.2020.

3 Estudios analíticos Simple, doble y triple ciego, disponible en: http://cv.uoc.edu/UOC/a/moduls/90/90_166d/web/main/m4/22d.html

las sentencias. Cada una de las decisiones acerca de los métodos a utilizar, deben ser sometidos a consideración y validados por los usuarios/as, funcionarios o personas competentes que usarán a quienes les impactará el despliegue del sistema inteligente dentro de la organización. Además, es una buena práctica validar los datasets de entrenamiento, previo a que la máquina intervenga para mitigar los sesgos negativos a la hora de entrenar a la máquina.

Téngase en cuenta que, en total, será necesario elaborar como mínimo cuatro Datasets. Se recomienda seis o más, a los fines de mitigar las deficiencias, incertezas o sesgos negativos a la hora de entrenar al sistema. Los Datasets pueden dividirse en tres grandes grupos.

- El Dataset inicial
- Datasets de entrenamiento
- Datasets de testeo y validación

Los conjuntos de datos se dividen entre aquellos que se utilizan para entrenamiento y los que utilizan para pruebas o test y por lo general se aconseja su división en 80-20⁴

3. Sobre las plataformas utilizadas

a. Lecciones aprendidas

Es importante una selección cuidadosa y meditada de la plataforma. Esto impactará de lleno en la accesibilidad y aceptación de la iniciativa en la población destinataria. Por ejemplo, en el caso de agentes conversacionales, deben considerarse como alternativas preferentes canales que la mayoría de la comunidad estudiantil ya utilizaba y con los cuales estaba familiarizada. Asimismo, la elección de la plataforma debe estar orientada por la inclusión. Un canal que permita el acceso a las funcionalidades de manera simple e intuitiva será en la mayoría de las veces más atractivo para profesores más adultos.

b. Configuración estructural

Sistema de Alerta Preventiva de Brasil (SAP):

No se ha analizado aún.

4 Sets de entrenamiento, test y validación, 3 de marzo, disponible en: <https://www.aprendemachinelearning.com/sets-de-entrenamiento-test-validacion-cruzada/>



Sistema de Alerta Escuela de Perú (SAE)

Página web.

El indicador de riesgo se identifica por medio de diferentes colores de alerta: alto (naranja), medio (amarillo) y bajo (verde).

Sistema de Alerta Temprana de Chile

Página web.

U- Planner: U- Retention

Aplicación móvil disponible en Android y iOS.

Universidad del Norte, Colombia. Centro de Recursos para el Éxito Académico

Plataforma Jupyter

c. Desafíos y oportunidades

La dicotomía en ese punto se trata de optar por que la accesibilidad al sistema se realice mediante una aplicación móvil o una página web. Como ya hemos señalado, disponer de una aplicación o chatbot que permita realizar trámites o efectuar consultas de forma centralizada, permitiría a la Universidad, recabar datos y realizar estadísticas de forma automatizada, para luego efectuar otros análisis que permitan obtener otras métricas consideradas relevantes. Además, se mantendría en el teléfono inteligente del usuario, y es por lo tanto ideal para el uso frecuente y repetido. Sin embargo, como contracara, consume espacio de almacenamiento.

Debe tenerse en cuenta que las personas que utilizarán cotidianamente estos sistemas, serán los docentes o autoridades de la Universidad en materia de políticas de permanencia estudiantil. Por ello, su diseño debe ser simple y accesible. Nuevamente, se recomienda evitar exigir al usuario que realice esfuerzos engorrosos e innecesarios para poder acceder a la información, ya que, de este modo, se generará un sentimiento de rechazo y distancia hacia el sistema. Si se logra alcanzar dicha meta, la herramienta alcanzará el máximo de su potencial y también brindará a los usuarios una experiencia más que eficiente. Estas exigencias, se relacionan estrechamente con la cuestión de la interacción humano-IA y el enfoque de inteligencia artificial centrada en el ser humano que consideramos fundamental como eje rector del diseño de cualquier sistema.

4. Sobre la privacidad de los datos

a. Lecciones aprendidas

Accesibilidad. En virtud del principio de transparencia deben cumplirse determinados estándares acerca de la información dirigida a la persona titular de los datos. En concreto, esta debe ser concisa, de fácil acceso y de fácil entendimiento. Esto último requiere que las políticas de privacidad puedan ser comprendidas por personas con distintos niveles de conocimiento técnico. Además, es importante que se realicen las aclaraciones necesarias acerca de qué se entiende por dato personal, tratamiento automatizado y transferencia de datos.

Consentimiento. Todo banco o registro público o privado que desee tratar datos de personas físicas o jurídicas, como regla general, deberá requerirles previamente su consentimiento para el tratamiento. Las excepciones deben estar previstas legalmente y deben ser interpretadas con carácter restrictivo. El consentimiento debe ser informado, y debe requerirse para cada una de las funcionalidades que ofrece la aplicación o sitio web. No puede entenderse que el usuario/a que ha consentido el tratamiento, también ha consentido de manera implícita la transferencia.

Finalidad del tratamiento. Debe darse cumplimiento al principio de finalidad, según el cual los datos deben ser recolectados con un fin explícito y legítimo; y del principio de minimización, que exige que los datos sean utilizados de modo que resulten adecuados, pertinentes y limitados a lo necesario. Las plataformas deben informar las finalidades que persiguen mediante el tratamiento de datos personales⁵ y en su caso, informar con qué propósitos elaboran perfiles.

Plazo de almacenamiento de datos personales. Los datos personales deben ser adecuados, pertinentes y limitados a lo necesario para los fines para los que sean tratados. Ello requiere, en particular, garantizar que se limite a un mínimo estricto su plazo de conservación. Además, para garantizar que los datos personales no se conservan más tiempo del necesario, el/la responsable del tratamiento ha de establecer plazos para su supresión o revisión periódica⁶.

Responsable del tratamiento de los datos personales y posibilidad de hacer una denuncia. Ante el crecimiento de las probabilidades y las dimensiones de daños causados por el tratamiento automatizado de datos personales, es de suma importancia que pueda individualizarse el responsable por el mismo. Así, las plataformas deben informar quién es el sujeto responsable en términos claros y sencillos para que puedan

5 CORVALÁN JUAN G. Perfiles digitales humanos, La Ley, Buenos Aires, 2020, p. 100

6 Ver considerando 39 del Reglamento General de Protección de los Datos Personales de la Unión Europea.

comprenderlo personas con distintos niveles de conocimiento técnico. También, debe establecerse cuáles son los derechos del usuario en caso de violación a sus datos: específicamente el derecho a presentar una denuncia, y ante qué autoridades debe presentarse.

Medidas de seguridad y protección de los datos personales. En primer lugar, los datos personales de los usuarios/as deben ser accesibles únicamente para el personal autorizado, y no para otras personas a las que no se les otorgó consentimiento. En otras palabras, la confidencialidad obliga, a quienes traten los datos, a no permitir el acceso a otras personas o entidades que no estén autorizadas⁷. En segundo lugar, él/la o los/as responsables del tratamiento deben adoptar el conjunto de medidas preventivas y reactivas que permitan resguardar y proteger la información, e informar al usuario/a cuáles son estas medidas.

Derecho y deberes de los usuarios. Es importante que las políticas de privacidad informen cuáles son los deberes de los usuarios para que puedan cumplirlos y sus derechos para que puedan ejercerlos de forma informada en todo momento y en especial, en caso de que sus datos personales hayan sido violados.

b. Configuración estructural

Sistema de Alerta Preventiva de Brasil (SAP):

No se ha analizado aún.

Sistema de Alerta Escuela de Perú (SAE)

No han podido encontrarse las políticas de privacidad de los datos.

Sistema de Alerta Temprana de Chile

Políticas de privacidad del Ministerio de Educación de Chile.

U- Planner: U- Retention

Declaración de privacidad de Microsoft Security

Universidad del Norte, Colombia. Centro de Recursos para el Éxito Académico

Políticas de privacidad de la Universidad del Norte

7 ORVALÁN JUAN G. Perfiles digitales humanos, La Ley, Buenos Aires, 2020, p. 105 y ss.



c. Desafíos y oportunidades

La privacidad de los datos que se tratan de manera automatizada deviene como uno de los principales dilemas actuales de la inteligencia artificial. Cada vez más, los países y la comunidad internacional avanzan en su protección imponiendo estándares más elevados y multas más cuantiosas como consecuencia de su violación. Sin embargo, aún continúan existiendo empresas y entidades públicas o privadas que pasan por alto la cuestión, al ni siquiera solicitar consentimiento al usuario para tratar sus datos personales y violando muchos de sus derechos con total impunidad.

Creemos que la Universidad del Rosario tiene la oportunidad de ser ejemplar en este sentido. Elaborar una buena política de privacidad respetuosa de derechos no trae ningún costo extraordinario e insuperable: no reducirá la tasa de aciertos del sistema predictivo ni acota sus posibilidades. Sólo se requiere una decisión institucional responsable, que esté determinada a poner en marcha los recursos necesarios para elaborar un documento comprensible para sus destinatarios, que provea la mayor cantidad de información posible y sea consistente con el enfoque de inteligencia artificial centrada en el ser humano. Al poner al usuario en el centro, todas las demás recomendaciones y exigencias que hemos enumerado, se comprenden y deducen fácilmente.

5. Sobre la privacidad de los datos

a. Lecciones aprendidas

Debe evitarse que los conjuntos de datos –tanto para la preparación del sistema, entrenamiento, pruebas y funcionamiento- contengan sesgos negativos, por estar incompletos o por modelos de gobernanza deficientes⁸, ya que la persistencia de los mismos podría dar lugar a discriminación.

Téngase en cuenta que una serie de factores incorporan sesgos negativos en los sistemas de IA y aumentan su potencial discriminatorio. Entre ellos, los modos en los que se diseñan los sistemas, las decisiones sobre el origen y alcance de los conjuntos de datos con que se entrenan, los sesgos sociales y culturales de los creadores/as de los conjuntos de datos, los modelos mismos de IA y la forma en que los productos del

8 En esta cuestión, Brasil resulta ser un ejemplo para los demás países. Con la población y el PIB más grandes de América Latina, se encuentra desarrollando actualmente su estrategia de IA. Desde hace más de cinco años, Brasil ha trabajado en la consolidación de buenas prácticas de limpieza, calidad y apertura de datos, vitales todas para el desarrollo y adopción de la IA. Ver La Inteligencia artificial al servicio del bien social en América Latina y el Caribe, BID, mayo 2020, pp. 57

modelo de IA se ejecutan en la práctica⁹. Por este motivo, a la hora de la elaboración de Datasets, se debe prestar especial atención a estas problemáticas.

Para controlar los sesgos negativos es de suma importancia, la utilización de sistemas inteligentes de caja blanca. Pero también, es necesario que los desarrolladores pongan a disposición de la ciudadanía información completa y detallada sobre los conjuntos de datos utilizados durante todo el ciclo de vida del sistema de inteligencia artificial. Esto a su vez, en respeto de los principios de transparencia, explicabilidad y trazabilidad algorítmica. Por último, es recomendable que los sistemas sean sometidos a la evaluación de auditorías independientes, una evaluación permanente y rendición de cuentas por parte de los desarrolladores del sistema de inteligencia artificial durante todo su ciclo de vida.

En caso de que los/as desarrolladores/as sean conscientes de que el sistema adolece o puede muy posiblemente adolecer de sesgos involuntarios, esto debe informarse al usuario/a de manera clara y entendible para personas con distintos niveles de conocimiento técnico.

b. Configuración estructural

Sistema de Alerta Preventiva de Brasil (SAP):

No se ha analizado aún.

Sistema de Alerta Escuela de Perú (SAE)

No se han generado sesgos negativos. No especifica de qué modo se ha llegado a esta conclusión.

Sistema de Alerta Temprana de Chile

La experiencia guarda silencio sobre este punto.

U- Planner: U- Retention

Sometido a auditorías independientes

⁹ Se ha sostenido que es necesario depurar conjuntos de datos para eliminar datos discriminatorios y tomar medidas para compensar los datos que 'contienen la impronta de pautas históricas y estructurales de discriminación' y de los cuales los sistemas de inteligencia artificial tienden a derivar representantes discriminatorios. La Resolución N° 73/348 de la Asamblea General "Promoción y protección del derecho a la libertad de opinión y expresión" A/73/348, 29 de agosto de 2018, considerando 38, disponible en: <http://undocs.org/es/A/73/348>.



Universidad del Norte, Colombia. Centro de Recursos para el Éxito Académico

No se han generado sesgos negativos. No especifica de qué modo se ha llegado a esta conclusión.

c. Desafíos y oportunidades

Si bien algunas de las experiencias nos han informado que sus sistemas inteligentes no presentan sesgos negativos, no pudieron especificar de qué modo han llegado a esa conclusión. Es decir, ¿qué métodos de evaluación sobre el sistema han utilizado para determinar que no presentan sesgos negativos? ¿Qué recaudos han tomado al conformar los datasets? ¿Ha sido necesario realizar ajustes o modificaciones en el sistema para remediar esta problemática? Como en los otros puntos que se analizan en el presente informe, también debe brindarse información completa y comprensible a los usuarios sobre los sesgos negativos y las medidas tomadas para evitarlos.

Aquí también se ve reflejada la importancia de los equipos diversos en todo el ciclo de vida. Como hemos advertido anteriormente, cuando se involucran equipos más diversos en el diseño de la IA, naturalmente se incide más en la equidad del sistema para la toma de decisiones. Al romper la homogeneidad del lugar de trabajo, puede permitir que sus desarrolladores sean más conscientes de sus propios sesgos potenciales. Las personas que conforman grupos históricamente vulnerables vienen de lugares menos privilegiados y son más conscientes de algunos conceptos como el prejuicio y la injusticia, y de cómo las tecnologías diseñadas para un determinado grupo demográfico en realidad pueden dañar a las poblaciones desfavorecidas¹⁰.

6. Sobre la interacción humano-IA

a. Lecciones aprendidas

Una vez que el sistema se pone en funcionamiento, deben utilizarse mecanismos para medir sus resultados. Esto comprende, especialmente, cómo los usuarios y operadores se sienten trabajando con el mismo a medida que pasa el tiempo: si persisten sus temores, si hay aspectos del sistema que les impiden trabajar en coordinación, si les genera rechazo, si le adjudican una confianza excesiva, si creen que las predicciones son equivocadas, entre otros.

¹⁰ Hao Karen, Señales de que el sector de la IA ya es un poco menos sexista y racista, MIT Technology Review, diciembre 2019, disponible en: <https://www.technologyreview.es/s/11711/señales-de-que-el-sector-de-la-ia-ya-es-un-poco-menos-sexista-y-racista>

La informatividad, en todo momento, es un aspecto clave. Como se ha resaltado en relación a otros puntos del presente informe, como en relación a los sesgos negativos y a las políticas de privacidad, es fundamental poner en conocimiento de los usuarios cierta información en este sentido. Se deben informar las capacidades y las limitaciones de la tecnología y del sistema en particular, para evitar crear prejuicios o sesgos que se inclinen por una confianza o un distanciamiento excesivo

b. Configuración estructural

Sistema de Alerta Preventiva de Brasil (SAP):

No se ha analizado aún.

Sistema de Alerta Escuela de Perú (SAE)

Evaluado a partir de encuestas.

Sistema de Alerta Temprana de Chile

La experiencia guarda silencio sobre este punto.

U- Planner: U- Retention

Incluye interacción humano-IA

Universidad del Norte, Colombia. Centro de Recursos para el Éxito Académico

Incluye interacción humano-IA.

c. Desafíos y oportunidades

Lograr una equilibrada interacción humano-IA al diseñar y poner en marcha un proyecto es uno de los desafíos más complejos al que se enfrentan las instituciones. Creemos que, la solución, o por lo menos la respuesta adecuada, se conduce por el enfoque de automatización adaptativa e inteligencia artificial centrada en el ser humano, cuyo presupuesto esencial es escuchar a los futuros o potenciales usuarios del sistema y a sus operadores, que serán quienes diariamente deberán interactuar con el mismo. Nuevamente, la información, la escucha activa y la participación son elementos esenciales de este enfoque.



Pero este requisito no se cumple de una vez y para siempre. Sino que debe actualizarse, mediante los métodos de evaluación a los que hemos referido. La relación e interacción de las personas con la inteligencia artificial es dinámica y cambiante. Puede ocurrir que, consideremos la herramienta útil al principio, pero cuando cometa un error o arroje una predicción contraria a nuestras creencias, esta mala experiencia permanezca arraigada fuertemente en nuestra memoria, y no volvamos a relacionarnos bien con la tecnología como antes. De ahí la importancia de la información sobre sus limitaciones y capacidades y la actualización de esta información a través y de manera simultánea con la interacción.

7. Sobre la interacción humano-IA

a. Lecciones aprendidas

Las entrevistas a los líderes de proyecto de las experiencias seleccionadas, nos han permitido vislumbrar la complejidad y la naturaleza del fenómeno del abandono escolar.

Comprobar en base a la información relevante de la casuística, las fases del proceso del desarrollo de los Sistemas Inteligentes, la selección de los datos, los sucesivos ajustes al modelo algorítmico, la proyección de tendencias, el despliegue de factores protectores, la estructura de gobernanza, el entorno y sus relaciones han resultado de gran testimonio.

b. La evidencia a nivel de los datos cuantitativos

Los casos de estudio reflejan diversos resultados, a saber:

El Sistema de Alerta Temprana (SAT) de Chile se implementó en el año 2020 en 3.490 establecimientos de la educación pública, cifra que alcanza al 30 % de las escuelas de Educación Media. La detección temprana logró retener 75.000 estudiantes en riesgo de abandono escolar durante el confinamiento Covid-19.

En el caso del Sistema de Alerta Escuela (AE) de Perú, el nivel de uso fue de 37 % por parte de los directores de las escuelas. Sus resultados exhiben que el 80 % de los alumnos que estaban en categoría de riesgo alto de abandono en el año 2021, siguen aún el 2022 en el sistema escolar.

En las métricas proporcionadas por la Universidad del Norte de Colombia se observa que la deserción estudiantil que en el año 2014 (año en el que se implementa el Sistema Inteligente) era del 6.5%, se produce una caída en el año 2021 al 3.9 %. Este proceso de mejora se ve interrumpida y tuvo un pico en períodos de Pandemia en el año 2020 del 5.7 %; para luego recuperarse en el año 2021, finalizando así el indicador en el 3.9 %.

c. La evidencia a nivel de la investigación cualitativa

Diseño e implementación de estrategias pedagógicas de apoyo a la continuidad de los estudios. Los aprendizajes obtenidos, nos permiten concluir que los materiales audiovisuales, interactivos, de texto, u otros dispositivos didácticos de soporte, elaborados por los equipos pedagógicos a los fines de la capacitación del equipo directivo, docentes, y destinados al acompañamiento de los trayectos educativos de los estudiantes en riesgo, deben ser ágiles, simples, y de aplicación inmediata. Todo ello con el fin de lograr una mayor adhesión de todos los actores del Sistema Inteligente y obtener así un impacto positivo en el universo escolar.

Para propiciar mayores niveles de compromiso, en determinadas circunstancias, se han otorgado beneficios económicos para un mayor uso del Sistema Inteligente.

Segmentación de la deserción estudiantil tipificados por factores de riesgo, sexo, ciclo escolar, materias, y geoposicionamiento. Los sistemas expertos de Inteligencia Artificial relevados, aplican a todo el ámbito escolar, sin embargo, es factible una agrupación de acuerdo a los grupos de pertenencia a cada materia y también, estudiantes matriculados de primer ingreso, -ciclo en el cual se observa los mayores índices de deserción estudiantil - debido a la transición de los aprendizajes que implican los itinerarios de la Escuela Media a la Universidad.

En relación a los hallazgos referidos a los factores de riesgo que determinen qué tipo variables predominantes inciden en la migración de un estudiante de un factor de riesgo medio a alto, y un factor bajo a uno de nivel medio, no ha sido factible puntualizar dicha variable. Sin embargo, los estudios de deserción de la Región, identifican la correlación entre las variables de carácter biográfico del estudiante, por ejemplo, el nivel de educación de la madre, y su incidencia en la potencial deserción escolar.

Resulta de interés observar que una de las variables que inciden en los factores de riesgo de naturaleza educativa, es la inasistencia, un estudiante que falta de un día (1) a tres (3) días en el primer mes de su trayecto educativo o veinte (20) días al año, puede evolucionar a una situación de “ausentismo crónico”. Por esta razón, las experiencias relevadas privilegian los sistemas de detección temprana, como el instrumento primordial para abordar esta realidad.





3 **Éxito**
estudiantil

Acerca del éxito estudiantil

La Universidad de Rosario, destaca el éxito estudiantil como un proceso que conduce a consolidar un proyecto de vida de desarrollo integral del alumno, más allá del ámbito académico¹¹.

Desde esta perspectiva, un espacio de interés es la conformación del Centro de Graduados, una figura de asociación institucional que promueven las diferentes Universidades con el fin de ofrecer un espacio de pertenencia y realización del egresado como un canal de continuidad de su vida de relación en la comunidad académica. Su propósito consiste en reunir a las distintas camadas de la Comunidad Académica, creando un espacio de networking, actualización profesional, instancias de investigación científica, la difusión de oportunidades laborales, la cooperación internacional para la promoción de estudios en el exterior y otras, sólo a manera de ejemplo de las diversas alternativas de participación y encuentro.

Al respecto el Centro de Graduados de la Universidad del Salvador (Buenos Aires, Argentina) en su constitución señala "Su misión está profundamente ligada a los principios de la Universidad, vinculando el avance mediante el retorno a las fuentes. El futuro se alcanza profundizando el camino recorrido y de este modo, las distintas generaciones de graduados van aportando un espacio en la construcción de nuestra Universidad"¹².

Estos espacios de intercambio se ven reflejado en el sitio Web de la Universidad de Rosario, "- Rosaristas en el Mundo, Rosaristas con propósito, UR acontecer Rosarista-" el propósito estratégico será entonces capitalizar los resultados de estas actividades y establecer parámetros calidad y éxito, a fin de retroalimentar con las mejores prácticas el desarrollo institucional.

Otra característica señalada en el documento de la URosario es la generación de una propuesta de valor en la formación. Al respecto, las certificaciones de calidad nacionales constituyen un factor de profesionalismo e innovación en la formación, un indicador más y estímulo para los nuevos estudiantes a la hora de tomar una decisión sobre la institución y /o carrera a elegir.

Desde esta óptica, el convenio de colaboración y el proyecto a implementar del uso estratégico de datos (IA) articula con el concepto de éxito, el reto institucional de mitigar

11 Ver López Valderrama, A, Ascencio L.M, Díaz L.A, Gracia G ,Correa M., Ardila C, Restrepo A.M, Echeverri L, Cortes, D. "Éxito estudiantil innovación y valores para el cambio". Universidad de Rosario(pp.6).

12 Ver página oficial Universidad de Salvador (USAL), Argentina, Centro de Graduados recuperado el 1 de Septiembre de 2022 en <http://www.usal.edu.ar/www/reglamento-centro-graduados>

los niveles de deserción son de especial interés, si se observa que la metodología aplicada por el Sistema Nacional de Aseguramiento de la Calidad de la Educación Superior, pondera entre otros, el indicador de abandono para la acreditación de la calidad de las carreras universitarias.

El término éxito estudiantil es de reciente aplicación en el universo escolar, su origen refiere al concepto de “clima y cultura organizacional”, y proviene del universo empresario. En ese contexto, se puntualizan aquellas condiciones del entorno que promueven mejores resultados en el desempeño laboral e impactan en el proyecto de vida y realización personal del individuo. Moos e Insel (1974) realizan una evaluación del clima auxiliándose de la Work Environment Scale (WES) —compuesto por 90 ítems con respuesta dicotómica verdad /falso— evaluando diferentes dimensiones del clima organizacional. Las dimensiones de implicación, cohesión y apoyo conforman el factor de relaciones interpersonales; las dimensiones de autonomía, organización y presión se agrupan en el factor de autorrealización; y finalmente, las dimensiones de claridad, control, innovación y comodidad dan lugar al factor de estabilidad/cambio¹³.

En esta línea de pensamiento sería recomendable profundizar sobre los programas de formación orientados al desarrollo de las habilidades más complejas del siglo XXI¹⁴ de manera de adecuarse a las actuales demandas de la Sociedad y el mercado de trabajo. Resulta de interés, además, monitorear las tasas de empleabilidad efectiva y de calidad de los graduados de las diferentes disciplinas como un indicador más del éxito estudiantil.

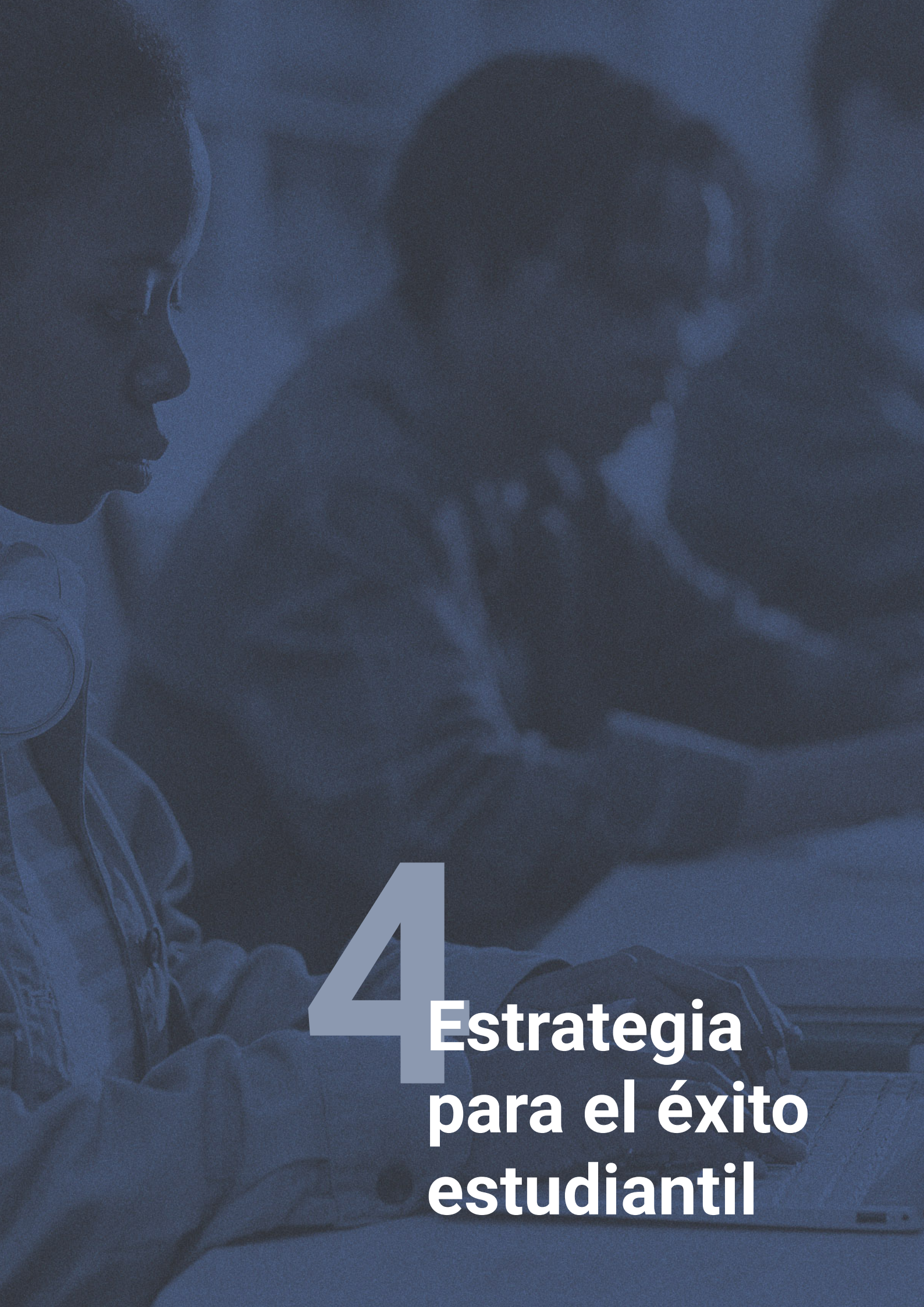
Otro aspecto de importancia a destacar, es el énfasis en el concepto de humanismo en la URosario, esta visión implica que prevalece el interés humano sobre los datos¹⁵. Desde esta perspectiva el enfoque de la Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura (UNESCO) promueve en sus principios la educación para la ciudadanía global mediante el desarrollo de las identidades y sentidos de pertenencia a una humanidad diversa sobre los cuales se construyen y fortalecen el ejercicio de una ciudadanía responsable, comprometida y transformativa para el logro de sociedades más democráticas, pacíficas, inclusivas, sostenibles y con justicia social¹⁶. Ello sólo será posible con una visión holística y contextualizada de la educación que impacte no solo en el porvenir del estudiante sino también en la comunidad en la que se inserte.

13 Olas Ángel" El clima laboral en cuestión, descripción bibliográfica descriptiva y aproximación a un modelo explicativo multivariable" Revista de Ciencias Sociales, enero-marzo, 2013, recuperado el 1 de septiembre de 2022 disponible en <https://www.redalyc.org/pdf/4959/495950252002.pdf>

14 "El futuro de la formación profesional en América Latina y el Caribe: Diagnóstico y lineamientos para su funcionamiento. Recuperado el 30 de Agosto de 2022 de https://www.oitcinterfor.org/publicaciones/futuro_fp

15 Ver López Valderrama, A, Ascencio L.M, Díaz L.A, Gracia G, Correa M., Ardila C, Restrepo A.M, Echeverri L, Cortes, D. "Éxito estudiantil innovación y valores para el cambio". (2021) Universidad de Rosario (pp.10).

16 "Hacia un mundo sin muros: Educación para la ciudadanía mundial en el ODS 4- Agenda E 2030". Documento fundacional de la Red Regional de Educación para la Ciudadanía Mundial para la América Latina y el Caribe. UNESCO. Oficina Regional de Santiago de la Organización de las Naciones Unidas para la Educación la Ciencia y la Cultura. Recuperado el 2 de Septiembre de 2022 de <https://es.unesco.org/ecm>



4 Estrategia para el éxito estudiantil

Decesión Universitaria: Análisis de los factores de riesgo

A fin de complementar este informe analítico final con un apartado específico sobre las variables “otros”; se desarrolla a continuación, una descripción pormenorizada obtenidas de la literatura y otras fuentes secundarias.

La deserción universitaria, entendida como uno de los factores que condicionan el éxito estudiantil, es una emergente del comportamiento del Sistema Educativo, por ello, interpela en conjunto al Estado como productor de bienestar, actor estratégico y hacedor de las Políticas Educativas de un país, a la Sociedad Civil y a la misión fundacional de las Universidades cuyo objetivo es la formación integral, la distribución equitativa del conocimiento asegurando la igualdad de oportunidades¹⁷.

Cada alumno que no termina sus estudios no solo pierde la oportunidad de desarrollarse personal y profesionalmente, sino que también refleja en alguna medida, cierto fracaso del sistema educativo.

La evidencia de las diferentes investigaciones educativas llevadas a adelante en este campo a nivel local e internacional, indican que estamos en presencia de un fenómeno **multicausal**, y que sólo es factible abordarlo, desde una perspectiva holística de la Educación¹⁸.

En este contexto, el convenio de colaboración celebrado entre la Universidad de Rosario y la Facultad de Derecho (UBA IALAB) consistió en relevar y documentar cuales son las soluciones basadas en el uso estratégico de datos e Inteligencia Artificial para mitigar la deserción universitaria.

En esta línea de pensamiento, recogiendo las recomendaciones expuestas por el equipo de trabajo de la URosario a fin de complementar la investigación realizada, se adiciona la caracterización de las variables “*otros motivos de deserción*” que inciden en el éxito estudiantil. Por ello, ameritan ser particularmente comprendidos a los fines de vislumbrar la interacción existente entre los factores académicos, el análisis de “otros” inductores y las relaciones en su conjunto. El fin último será entonces no producir un modelo sesgado e incompleto¹⁹.

17 A modo de referencia se señala el apartado correspondiente a los fines y objetivos de la Ley 24251 de Educación Superior (1995) correspondiente a la legislación Argentina. Recuperado el 31 de Agosto de 2022 de <https://www.argentina.gob.ar/justicia/derechofacil/leysimple/ley-de-educacion-superior#titulo-1>

18 Orestes V, Llivina, M., Abreu Mejía D, Miranda Lena T, Reinoso Capiro C. “Un enfoque holístico de la Educación para el desarrollo sostenible en las escuelas, familias y comunidades: Ciudadanía y valores. Libro 2”. Recuperado el 31 de Agosto de 2022 de https://es.unesco.org/sites/default/files/l2_web.pdf

19 López Valderrama, A, Ascencio L.M, Díaz L.A, Gracia G, Correa M., Ardila C, Restrepo A.M, Echeverri L, Cortes, D. “Éxito estudiantil innovación y valores para el cambio,” (2021) Universidad de Rosario. (pp.7)



a. Educación superior en Colombia

Resulta de interés contextualizar el fenómeno de la deserción universitaria, atendiendo a la dinámica del Sistema de Educación Superior en Colombia y sus indicadores, a fin de nutrir a esta investigación de un marco conceptual que facilite la comprensión del funcionamiento del fenómeno.

Los Sistemas de Información Educativos se centralizan en una única herramienta informática, el Sistema de Prevención de la Deserción en Educación Superior – SPADIES– el cual, en base a los modelos estadísticos de estudio de duración o supervivencia, permiten efectuar el monitoreo de los estudiantes en función de variables académicas y socioeconómicas.

En el año 2010 como resultado de una estrategia política nacional auspiciada por el Ministerio de Educación se convoca a las Universidades a la generación de proyectos y desarrollo de Sistemas de Información destinados a mitigar la deserción escolar vehiculizado a través del aporte de fondos económicos ad hoc para el cumplimiento de dichos objetivos.

De acuerdo a los indicadores del Ministerio de Educación de deserción estudiantil, medido como un promedio de la tasa registrada por cohorte de ingreso, las cifras indican que disminuyó de 48.4% en 2004 a 44.9% en 2008, en consecuencia, registra una tasa inferior al promedio latinoamericano –55% en 2006– según la metodología establecida por el Instituto Internacional para la Educación Superior en América Latina y el Caribe (IESALC).

Como referencia, otros indicadores a nivel mundial señalan en España una tasa de abandono de 21.9 %, Italia el 15%, Reino Unido 11.8% Francia 9% Alemania 9.5 % Países Bajos 8.7% y Finlandia 9.5%, Suecia 6.7%²⁰.

En el año 2018 se actualiza la forma de cálculo del SPADIES y se implanta una nueva forma de medición cuyo indicador es la tasa de deserción intersemestral, la cual no es comparable a los indicadores suministrados en años anteriores de acuerdo a lo indicado por el Ministerio de Educación²¹.

Con el fin de documentar cuestiones claves del panorama educativo de la Educación Superior del país resulta de interés señalar que el ingreso a las instituciones

20 Guadalupe Moreno " ¿Qué país Europeo sufre el mayor abandono escolar?" Satatista, abril 2016. Recuperado el 1 de Septiembre del 2022 de <https://es.statista.com/grafico/4704/que-pais-europeo-sufre-el-mayor-abandono-escolar/>

21 Estadísticas de Deserción suministradas por la página oficial del Ministerio de Educación en Colombia. Recuperado el 31 de Agosto de 2022 de https://www.mineducacion.gov.co/sistemasdeinformacion/1735/w3-article-357549.html?_noredirect=1#~:text=Para%20el%20a%C3%B1o%202019%2C%20la.profesionales%20en%2018%2C05%25

requiere en forma obligatoria de la aprobación del examen de Estado cuyo organismo de evaluación es Instituto Colombiano para el Fomento de la Educación Superior –ICFES–.

Otro instrumento de política pública a destacar, es el incentivo a través del crédito educativo a los estudiantes de menores ingresos y buen desempeño académico, herramienta utilizada para la retención de estudiantes y otorgado por el Instituto Colombiano de Crédito Educativo y Estudios Técnicos - ICETEX- en la órbita del Ministerio de Educación.

Estos dos últimos indicadores resultan de interés para el monitoreo de los factores de riesgo en la deserción de estudiantes, en particular aquellos que transitan su primer ingreso.

Para la UROSario la deserción se estima en base al abandono del estudiante que no registra matrícula por dos o más periodos consecutivos como resultado de diferentes factores académicos, individuales, institucionales y socioeconómicos. En los estudios realizados sobre el éxito estudiantil, se destacan además los hallazgos de los factores de riesgos en los distintos ciclos académicos (carreras de grado y posgrado) en los cuales se produce el fenómeno.

La propuesta del plan de acción citada en dicho documento, recomienda la focalización de pruebas piloto en la Facultad de Ciencias Económicas y la Escuela de Ciencias Humanas debido a la calidad de los datos y los mayores índices de deserción²².

b. Modelos de análisis de la deserción

En los estudios de la deserción universitaria, los diversos autores coinciden en que su definición aún está en discusión, sin embargo, existe un consenso común de abordarlo como un fenómeno **voluntario o forzoso**, fundamentalmente resultado de un **proceso** y que solo es factible de ser explicado por un conjunto de variables socioeconómicas, individuales, académicas e institucionales. En consecuencia, la forma de accionar operativamente sobre ello, involucra al ámbito de los individuos, a la institución, al Estado y a la Nación.

Esta diferenciación requiere intervenciones distintas por parte de las instituciones

22 López Valderrama, A, Ascencio L.M, Díaz L.A, Gracia G, Correa M., Ardila C, Restrepo A.M, Echeverri L, Cortes, D. "Éxito estudiantil innovación y valores para el cambio"(2021), Universidad de Rosario (pp 10).

y constituyen las bases iniciales para lograr políticas universitarias eficaces a fin de optimizar los indicadores de permanencia estudiantil.

La deserción también denominada la *mortalidad académica* o *el retiro forzoso*, en términos de Paramo y Correa (1999) impacta en la institución, un estudiante que deserta deja un lugar vacante que pudiera haber sido cubierto por otro, en consecuencia conlleva costos económicos y afecta a los futuros ingresos de la institución²³.

A continuación se describen las diferentes teorías de los modelos de deserción, en especial aquellas que ofrecen una estructura de análisis consistente a fin de comprender sus diferentes dimensiones.

1. La deserción en función de las trayectorias académicas²⁴

Para Vicent Tinto (1989 citado en Christian Díaz Peralta, 2008) existen varios períodos críticos identificados en el proceso de abandono, el inicial refiere al ingreso del estudiante a la Universidad, el alumno ya admitido, valida sus requisitos de ingreso formales que luego contrastarán con los requisitos sociales y académicos de la institución; como resultado de ello, el estudiante experimenta las primeras decepciones tempranas y esta dicotomía entre sus expectativas y la vida académica, podría influir en la deserción. Este abandono se produce en el primer semestre, es probable que no regrese a la Universidad y opte por insertarse en otras instituciones.

El segundo periodo refiere a un estudiante matriculado (activo) en la Universidad pero que no presenta ninguna actividad académica durante tres semestres consecutivos, caracterizada en diversas investigaciones educativas por la primera deserción (first drop out). Sin embargo, esta última evidencia no resulta suficiente para determinar si el alumno retomará sus estudios u optará por otras elecciones educativas.

El tercer periodo del abandono, refiere a la transición que experimenta el estudiante entre la finalización del ciclo secundario (Montes 2002)²⁵ y el ingreso a la Universidad, las dificultades en este trayecto se observan en el primer semestre, en particular en las primeras seis semanas.

El cuarto período de abandono refiere a estudiante que ingresa a la Universidad y lleva más de un año fuera del sistema terciario, en este caso, la readaptación frente

23 Geminaria, M.P y Aparicio M.T (2018). Artículo "Deserción universitaria, ¿un concepto equívoco? Pp 54 Universidad Nacional de San Juan. Recuperado el 2 de Septiembre de 2022 de <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6739300>.

24 Estos enfoques son denominados también los modelos de duración o supervivencia los cuales explican el fenómeno de la deserción a través del tiempo.

25 Díaz Peralta, C. (2008). "Modelo Conceptual para la deserción estudiantil universitaria chilena". Estudios Pedagógicos XXXIV N.2 pp 69. Recuperado el 2 de Septiembre de 2022 de https://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0718-07052008000200004.

a una población juvenil que ya transita por este espacio académico con experiencias previas, puede contrastar y presentar dificultades de asimilar(Vicent Tinto 1989), el nuevo estudiante debe conciliar el hogar, el trabajo, el estudio y potencialmente puede desertar entre la última fase del primer año y la primer fase del segundo año en la Universidad. Ver gráfico 1

2. Modelos psicológicos

La Teoría de la Acción Razonada, (TAR) de Fishbein y Ajzen (1975) es un modelo de referencia para la investigación educativa del abandono. En su tesis, desarrolla un análisis general de la conducta humana, vinculando la relación entre las creencias, actitudes, intenciones y comportamiento, que inciden en la toma de decisiones a nivel conductual. La toma de decisiones se relaciona con dos factores, "la actitud hacia los objetos" y por el otro, "la norma subjetiva"; -ella refiere a las formas que el individuo debe comportarse en la sociedad-

En esta línea de pensamiento el abandono escolar o la permanencia se relaciona con conductas del estudiante frente a las normas subjetivas de estas acciones. Son los rasgos de personalidad y el comportamiento entonces, los que diferencia a un alumno regular que finaliza sus estudios de otro que no lo hace.

El segundo modelo en esta línea de análisis, son los estudios de Bean y Eaton (2001), ellos profundizan en el concepto de disonancia que se evidencia entre los procesos psicológicos y las dificultades de integración social y académica del estudiante. En sus investigaciones se basan en rasgos del comportamiento, autoeficacia positiva, manejo del estrés, el sentido de control interno que impactaría directamente en la permanencia escolar.

3. Modelos Sociológicos

Los modelos sociológicos abordan el fenómeno de la deserción enfatizando en la incidencia de factores externos ajenos al comportamiento del individuo. Spady (1970) señala que el abandono se materializa ante la imposibilidad del estudiante de integrarse socialmente al entorno de la Universidad.

En este proceso de ruptura social, distingue el rol de la familia como actor decisivo, exponiendo sus influencias, demandas y expectativas. Ante la ausencia de un soporte emocional de contención al estudiante en forma positiva, este no podrá adecuarse a los nuevos desafíos. En este contexto el apoyo de los pares contribuiría también a la integración social y académica.



4. Modelos Económicos

De acuerdo a las investigaciones realizadas por Cabrera (1992 y 1993) Bernal (2000) y St John (2000) el modelo económico **Costo/Beneficio** argumenta que los beneficios sociales y económicos asociados a un estudio compensan de manera superior a la empleabilidad de un trabajo u otras actividades alternas, por lo que, en consecuencia, el estudiante debiera ponderar permanecer en sus estudios.

Otra perspectiva del análisis argumenta que los gastos asociados al ingreso a una institución superior, vivienda, transporte, alimentos, material de soporte académico, impactan en la posibilidad de poder sostener la continuidad de los estudios, frente a la opción de bregar por una inserción laboral.

En esta línea, otros modelos de estudio son los que destacan la **focalización de subsidios** de apoyo al estudiante, los cuales resultan en el otorgamiento de transferencias económicas a determinados grupos que presentan vulnerabilidades reales que condicionan la permanencia. Las ayudas económicas a los estudiantes en forma de becas, constituyen además otro instrumento de política educativa para promover el acceso y la finalización de los estudios.

5. Modelos Organizacionales

De acuerdo a la señalado por Berger, J. (2002)²⁶ la permanencia depende de los recursos pedagógicos e institucionales de acompañamiento e integración social del estudiante. Este autor caracteriza cuatro aspectos de importancia: la calidad de los docentes, los recursos bibliográficos, los programas de apoyo desarrollados por las áreas de servicios estudiantiles o de bienestar y la infraestructura universitaria.

6. Modelo de Interacción

Este modelo expuesto por Tinto (1975 citado en Christian Peralta, 2008) se nutre en sus estudios en la teoría del intercambio de Nye (1976) la cual sostiene que los seres humanos evitan las conductas que implican algún costo y buscan compensarla con sus interacciones sociales y relaciones. Desde esta perspectiva, Tinto sostiene que los estudiantes emulan este comportamiento en su integración social y académica si perciben que los beneficios de permanecer en la Universidad son mayores que los costos personales.

26 Berger, J. (2001). "Understanding the Organizational en su artículo de investigación educativa de ..Nature of Student Persistence: Empirically based Recommendations for Practice" Journal of College Retention: Research, Theory and Practice, Vol. 3, N° 1, pp. 3-21. Recuperado el 2 de https://scholarworks.umass.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=1021&context=cie_faculty_pubs

Bean (1980) incorpora al análisis anterior, el enfoque de la productividad laboral en el contexto de las organizaciones, adecuándose a las variables de la educación superior. Asimila entonces el concepto de satisfacción laboral con el de la satisfacción de los estudios, enumerando en la deserción los siguientes factores: Ver Gráfico 2.

- a) Factores académicos
- b) factores psicosociales
- c) factores ambientales
- e) factores de socialización.

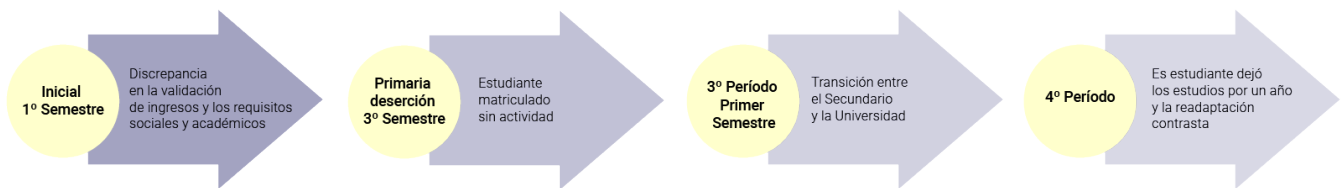


Gráfico 1: Modelo de deserción en función de los trayectos académicos. Elaboración propia.

INDIVIDUALES	NIVEL SOCIO-ECONÓMICO	INSTITUCIONALES	ACADÉMICAS
Edad Género Ciclo de vida Embarazo adolescente Unión temprana Incompatibilidad de horario estudio.trabajo Carga horaria laboral Violencia intrafamiliar Nivel de educación de los padres (capital intelectual) Migraciones internas o externas Drogadicción Condiciones de discapacidad	Vivienda propia o renta Situación de desempleo Nivel Socio económico Subsidios o crédito Tamaño familiar Cantidad de aportantes de la familia Acceso a internet y Conectividad en el hogar	Clima escolar Condiciones edilicias Requisitos de de ingreso o Políticas de admisión Régimen de promoción de materias Servicios de Bienestar Cooperación Internacional Formación docente Programas extracurriculares Programas de apoyo académico Sede de origen Recursos didácticos (Biblioteca) Transferencias entre Carreras y universidades	Asistencia Desempeño académico (promedios por tramos) Tutores pares Puntaje "exámen del estado" Primeras deserciones (antecedentes) Coeficiente entre materias aprobadas y rendidas Duración de la carrera real versus formal Repitencia

Gráfico 2: Caracterización de los factores de Riesgo. Elaboración propia.

Fuente: Adaptado en función a la literatura consultada, casos de estudio pertenecientes a la muestra de los Sistema de Alerta entrevistados en esta investigación (SAP, SAT, UNINORTE, SPTE, Alerta Escuela,U-Planner)



Gráfico 3: Tabla de autores, modelos de análisis de la deserción. Elaboración Propia

Fuente: Adaptado en función de la literatura consultada en los documentos fuente de esta investigación.

Diseño de los sistemas de alerta temprana: la evidencia de los métodos de investigación en los casos de estudio

Las entrevistas realizadas a lo largo de todo el proyecto de consultoría nos han permitido constatar diferentes líneas de hallazgos, entre ellos, los métodos de investigación preliminar utilizados para el análisis de la información del estudiante. Proceso que ha facilitado segregar los datos correspondientes a variables exógenas a la institución, tratándose ellas de indicadores económicos y/o sociales.

En el caso de estudio relevado de la Universidad del Norte (UNINORTE) Barranquilla, (Colombia), en el año 2012, el Centro de Recursos para el éxito CREE desarrolla una investigación estadística de carácter descriptivo con el fin de optimizar la calidad de los datos de las bases de información existentes en la Universidad. **Esta acción fue perfeccionada a partir de los datos primarios de una encuesta realizada a los estudiantes de primer ingreso**, obteniendo así datos nuevos de carácter académico y además geoeconómicos, por ejemplo, el usufructo de becas de apoyo económico para los estudios.

A manera de conclusión la Ing. Beatriz Sanjuanelo recomendaba en su entrevista, dos cuestiones de interés a observar, por un lado la necesidad de contar además de la información académica, datos de carácter personal-sociológico del estudiante, y por el otro, lograr un minería de datos de gran volumen a fin de lograr una mejor predicción del modelo predictivo.

El segundo caso de estudio, el Sistema de Alerta Preventiva (SAP) del Ministerio de Educación de Brasil, utiliza un modelo de analítica predictiva en el cual la metodología de trabajo se dividió en cuatro (4) etapas.

Mapeo de Riesgos: En esta fase se identificaron los factores de riesgo tipificados según su naturaleza, los comprendidos exclusivamente a la gestión escolar y **aquellos de origen extraescolar**.

El análisis preliminar se instrumentó por medio de un **cuestionario estructurado** con el fin de obtener datos primarios –nuevos- del proceso de investigación. Formaron parte de la unidad de muestreo los estudiantes, quienes completaron el cuestionario y las escuelas suministrando la información de la performance académica de los estudiantes.

Esta etapa, se consolidó mediante una prueba piloto realizada en una escuela del Distrito Federal, lo que permitió readecuar las preguntas del cuestionario, validar los flujos de información y documentar hallazgos adicionales los cuales fueron incorporados a la investigación exploratoria del proyecto. La unidad de muestra seleccionada fue de 120.000 casos.

De esta manera se alimentaron la base de datos, identificando factores de riesgo de carácter cualitativo, con diferentes indicadores de alerta, tipificados en tres categorías:

- » Riesgo extraescolar: Se identificaron variables de riesgo referidas a la salud física de los estudiantes, aspectos socio-emocionales, acompañamiento de las familias, embarazo adolescente, violencia, drogadicción y otros.
- » Riesgo intraescolar: Se identificaron variables referidos a la duración de los trayectos educativos, historial de calificaciones y situaciones transitorias de interrupción de los estudios.
- » Sin presencia de riesgo de abandono: En este caso el grupo requiere solo atención selectiva a fin de sensibilizarlos sobre datos claves de la información educativa.

En síntesis, el análisis preliminar se desarrolló mediante un mapeo de riesgos a fin de obtener **datos extraescolares** y las dos fuentes de información originales fueron el soporte bibliográfico de autores de la literatura nacional e internacional y el uso de cuestionarios de relevamiento estructurados ad hoc.

En el caso de estudio U-Planner, Data Driven Solution for Education, su Chief Data Officer, Sebastian Flores señalaba la importancia de la co-creación con las Universidades en las diferentes etapas del proyecto, y recomendaba la inclusión de pruebas piloto por carrera y/o disciplina, por regiones, en particular, aquellas en que la universidad descentraliza su oferta académica.

Resultados de los desarrollos del modelo predictivo de Inteligencia Artificial. Los modelos del sistema de Alerta Temprana (SAT) relevados permiten simular diferentes ejercicios de proyección de la deserción escolar. Es factible realizar un análisis comparativo entre los estudiantes activos y el conjunto de estudiantes que, habiendo transitado por la institución escolar, actualmente han abandonado. Todo ello con el fin de poder identificar y proyectar potenciales factores de riesgo en la matrícula activa y así poder anticiparse, prevenir los casos de interrupción de los estudios, promover la permanencia, y la inclusión educativa.

Desarrollo de pruebas piloto por carrera o disciplina. En el desarrollo de las diferentes etapas del proyecto hemos constatado la realización de pruebas piloto por Carrera y/o Disciplina, y también por regiones, en particular, aquellas experiencias en que las universidades descentralizan su oferta académica.

Las pruebas piloto pueden enfocarse a cumplir distintos objetivos en las fases del proyecto. Por un lado, en la etapa inicial a los fines de determinar aquellas variables de riesgo exógenas al sistema educativo y seleccionar las de mayor incidencia de acuerdo a la realidad local de cada institución y/o sistema educativo. Esta práctica la hemos observado en circunstancias en las cuales fue necesario ajustar las variables de riesgo, para ello se usaron cuestionarios de relevamiento ad hoc a los fines de la investigación.

La segunda experiencia relevada toma como fuente de análisis, una prueba piloto focalizada en el segmento de los estudiantes matriculados de primer ingreso. Los hallazgos encontrados, promovieron el desarrollo y diseño de contenidos de tutorías de apoyo orientadas a brindar metodologías de estudio, administración del tiempo, talleres extracurriculares, y por último capacitaciones de refuerzo para aquellas asignaturas que presentan un mayor grado de dificultad.

Los Sistemas Inteligentes que apuntan al éxito estudiantil con el objetivo de mitigar la deserción estudiantil y sus actualizaciones. Los modelos relevados no han permanecido estáticos, los equipos multidisciplinarios generan un estilo de trabajo flexible y de co-creación conforme a la lógica institucional de los proyectos.

En las diferentes etapas de implementación del modelo se han realizado encuestas internas y/o de actores externos a fin de evaluar por ejemplo el impacto de las estrategias de comunicación y los datos producidos por el Sistema Inteligente a fin de analizar sus predicciones y luego poder calibrar el modelo algorítmico.

d. Desafíos y oportunidades

Los Sistemas de Educación Universitaria presentan diferentes instrumentos de medición para evaluar el cumplimiento del régimen de regularidad de los estudiantes.

En esta línea de análisis en aquellos modelos en los cuales la “inasistencia” se excluye como variable de riesgo, recomendamos analizar/considerar la ausencia reiterada a las evaluaciones, las metodologías de evaluación, los resultados de las calificaciones, todos ellos, potenciales causales del abandono escolar.

Con el propósito de evitar que el registro de los datos de input de comportamiento de los alumnos, sea percibido como una rutina administrativa adicional a la labor docente, recomendamos generar evidencias de visualización atractivas y talleres de intercambio con los equipos docentes a fin de generar nuevas prácticas didácticas y exhibir los beneficios del sistema.

Sugerimos además el carácter obligatorio como marco normativo del vuelco de datos, y así obtener mayores detalles del seguimiento del estudiante, por ejemplo, el registro de las llamadas telefónicas, las entrevistas realizadas, y los pasos a seguir con cada caso.

Para aquellos casos más críticos de estudiantes con factores de riesgo extraescolar, -la salud- por ejemplo, resulta evidente que la institución escolar es insuficiente para lograr ejecutar acciones remediales de permanencia escolar, por ello recomendamos la acción de organizaciones externas pertenecientes a la sociedad civil, apoyos privados y otras alianzas de servicios sociales de interés para el trabajo conjunto.

En relación al periodo de estudio a evaluar en el modelo predictivo, debido a las asiduas actualizaciones a los planes de estudio, recomendamos que el ciclo de análisis alcance todos los tramos que dura el plan de estudios. De esta manera se evitan sesgos algorítmicos en los resultados, ya que los nuevos planes de estudio se diseñan en base a las experiencias académicas previas y se proponen en su misión mejorar las tasas de retención escolar.

Las estrategias pedagógicas desplegadas para la protección y acompañamiento de los trayectos educativos del estudiante deben incluir diferentes dispositivos didácticos, para ello recomendamos encuestas de evaluación de los estudios universitarios acerca del clima escolar, talleres extracurriculares, y la formación de tutores guías de pares estudiantiles. Asimismo, resulta de interés la formación de Comités de Inclusión Social para aquellas poblaciones vulnerables entre ellas, el pleno derecho a la educación de las personas con discapacidad.



5

Recomendaciones

*Líneas estratégicas
para un Plan de Acción*

1. Innovación en soluciones de estrategia educativa

- » Conformar equipos interdisciplinarios que engloben perfiles provenientes de Ciencia de datos, Educación, Derecho, Psicología y Economía.
- » Privilegiar no sólo la especificidad técnica de sus competencias sino también capacidades de gestión institucional y habilidades empáticas para interactuar con los diferentes actores internos y externos al proyecto.
- » Desarrollar material audiovisual, interactivo de texto u otros dispositivos a los fines de la capacitación del equipo docente, destinado al acompañamiento de los estudiantes.
- » Elaborar en función de las señales de alerta, diferentes dispositivos didácticos segmentados para cada grupo de riesgo, con el objetivo de personalizar las herramientas para protección de los estudios del alumno.
- » Realizar talleres extracurriculares para disciplinas con mayores grados de dificultad y empoderar la figura de “tutores pares estudiantiles”.
- » Implementar enfoques innovadores de evaluación educativa, sumados a los métodos de calificación convencionales, referidos a los nuevos enfoques de evaluación diagnóstica, formativa y sumativa.
- » Implementar testeos previos, pruebas piloto por carrera, disciplina o estudiantes de primer ingreso, como metodología de trabajo habitual, de las distintas fases del proyecto.
- » Conformar comités transitorios ad hoc provenientes de organizaciones externas a la institución a los fines de asesorarse en factores de riesgo exógenos al entorno escolar, -salud u otros indicadores de vulnerabilidad (discapacidad)- que dificulten la permanencia escolar.

2. Innovación en el uso estratégico de datos e inteligencia artificial

- » Seleccionar una plataforma Web o una Aplicación móvil que disponga de Chatbots o agentes conversacionales para orientación del alumno, compatible con Android o iOS. Evaluar si la aplicación es amigable para todos los actores del proyecto, docentes, equipo directivo y la comunidad en general para evitar la resistencia al uso del Sistema Inteligente.
- » Elaborar un programa integral de Ética y Compliance en materia de protección de datos, en función de la legislación nacional e internacional, acorde con los principios jurídicos de los Sistemas de Inteligencia Artificial.
- » Definir las responsabilidades y funciones del compliance officer institucional a fin de asignarle el rol de monitoreo y cumplimiento del marco normativo legal establecido.
- » Formular los métodos de evaluación y contemplar la conformación de auditorías externas al Sistema Inteligente, estableciendo hitos de control durante el ciclo de vida de la aplicación, a fin de evitar de que se generen sesgos negativos en el diseño de los Datasets por parte de los desarrolladores del sistema de IA.
- » Evaluar el período de estudio a evaluar del modelo predictivo, con el fin de que el ciclo de análisis alcance todos los tramos académicos que dura un plan de estudios de una carrera.
- » Desarrollar un amplio plan de comunicación en el desarrollo y en la implementación del Sistema a fin de lograr un óptimo involucramiento de todos los actores de la comunidad universitaria.
- » Realizar encuestas internas a fin de evaluar el impacto de las estrategias de comunicación y los datos producidos por el Sistema Inteligente y sus predicciones, para luego poder calibrar el modelo algorítmico.
- » Propender a generar soluciones centradas en un enfoque de automatización adaptativa a fin de lograr una equilibrada interacción humano-IA. Los equipos multidisciplinarios ya conformados deben generar un estilo de trabajo flexible y de co-creación conforme a la lógica institucional y a los potenciales usuarios del sistema y sus operadores.
- » Generar las capacidades para un pensamiento prospectivo de largo plazo en la búsqueda de soluciones expertas para mitigar la deserción escolar, flexible a las innovaciones y a los ajustes del modelo predictivo. Reconocer las líneas de análisis previas de la Universidad de Rosario, sus métricas y las fases de desarrollo realizadas.

3. Aspecto tecnológicos y sistemas. Metodología

3.1 Etapas, requerimientos y algoritmos

UBA IALAB se ha dedicado a analizar la base de datos suministrada por la Universidad del Rosario y a realizar una aproximación de las habilidades que se requieren para llegar a obtener descubrimiento de reglas y predicciones automatizadas, los algoritmos a emplear para ello y la preparación de los datos.

a. Pasos previos:

Entre los pasos que es necesario trabajar en relación a la definición de deserción universitaria por parte de los expertos del dominio, es decir, de la Universidad del Rosario. Hay distintos modos de hacerlo, por ejemplo:

- No llevar al día el plan de estudio de la carrera, es decir no contar con una cantidad determinada de materias rendidas dentro de un determinado plazo.
- Carecen de actuación luego de un plazo determinado.
- Estudiantes cumplen formas administrativas, es decir tienen actuación, pero no rinden ninguna materia.
- Se genera abandono expreso, es decir la baja del sistema.

Esta definición es crucial para comenzar a trabajar sobre los datos para aplicar posteriormente los algoritmos.

b. Análisis de datos:

Procedencia de los datos: Universitas 21 y Salesforce.

La totalidad de los datos de ambas fuentes podrían ser utilizados en el procesamiento algorítmico. De cualquier manera, los dataset deben ser tratados para adecuarse al problema y a los algoritmos que los consumirá.

Aclaraciones por parte de expertos del dominio:

Es necesario que los expertos del dominio determinen si los datos que se encuentran en la base se introducen a partir del sistema de listas de elementos o bien constituyen campos libres.

Consultar si los datos que se encuentran a partir de la fila 140 son consecuencia de tratamientos realizados en los datos anteriores para trabajar con variables.

Pasos a completar por científicos de datos:

- Analizar si los dataset pueden integrarse.
- Tratamiento del dataset, procesos de limpieza, curación.
- A partir de la definición de la deserción universitaria, se define un atributo target. Se definen las variables operativas, por ejemplo: nota de la primera cohorte + nota de la segunda cohorte, nota de la tercera cohorte. Este proceso debe realizarse con los expertos del dominio y además se sugiere que se diseñe un plan de trabajo con más de una iteración para esta etapa.
- Etapa de visualización de los datos.

c. Intervención de los algoritmos:

Posteriormente, es necesario proceder a:

1. Descubrimiento de reglas de comportamiento.

Para ello se utilizan árboles de inducción. Con ello se lleva adelante una investigación exploratoria sobre el tipo de deserción que enfrentan. Se proponen variables, se limpia, se visualiza y se aplican árboles para observar las reglas de patrones de comportamiento que emergen. Se obtiene un resultado a partir de la suma de ciertas condiciones. (**Si** pasa A **y Si** pasa B **y No** sucede C **entonces** D). Donde A, B y C son ejemplos de las variables del dataset o atributos input y D es el atributo target construido en base al concepto de deserción definido previamente.

Tal como se ha indicado, para descubrir reglas se utiliza la familia de los árboles de inducción, por ejemplo: TDIDT, ID3, C4, C5, CART.

Sobre ellos, se aplican técnicas de regularización. Se utiliza Random Forest²⁷ o Random Trees.

27 Los algoritmos de bosques aleatorios o random forest son algoritmos de aprendizaje supervisado que pueden emplearse en tareas tanto de regresión como de supervisión. Este tipo de algoritmos también están contemplados a la hora de seleccionar variables. Este algoritmo trabaja de una forma bastante similar a los árboles de decisión, con la diferencia de que los genera de manera aleatoria sin atender a un criterio estadístico y después los combina hasta obtener un modelo clasificatorio robusto. De este resultado clasificatorio final podemos obtener información para seleccionar las variables con mayor peso dentro de nuestra base de datos. Ver más en Módulo Machine Learning y Deep Learning. Unidad 03 Aprendizaje no supervisado, bibliografía aportada en la Maestría CEUPE que el director del Laboratorio se encuentra cursando.

Como resultado, se descubrirán las reglas de comportamiento y además se obtendrá una clasificación de los datos en función de los grados de deserción definidos.

Los árboles están implementados en la librería SKLEARN²⁸ que pertenece a Python, en R²⁹, en Power BI, en Tableau, en rapidminer, en Knime, en tanagra, etc. R es una buena plataforma.

SKLEARN se puede utilizar, pero hay que tener en cuenta que no permite obtener la regla, sino que únicamente permite comprender aquellos atributos que se consideraron más relevantes para la decisión. No se da una probabilidad condicionada. Es peligroso.

Como complemento, se puede utilizar PCA³⁰ para detectar las componentes principales y tomar decisiones a partir de ellas.

Ahora bien, si se desea comprender las condiciones que determinan el suceso, es necesario utilizar Bayes³¹. A partir de este algoritmo se puede conocer la probabilidad condicionada, es decir establecer una relación causal entre el input y el atributo target.

2. Descubrimiento de Clustering o agrupamientos

El agrupamiento consiste en descubrir similitudes entre los ejemplos (estudiantes) basados en las variables o atributos del dataset. Es importante destacar que no es una clasificación, sino una partición. Es decir, los algoritmos descubren grupos de estudiantes con características similares entre ellos, pero NO tienen a la deserción como atributo target. Se sugiere como interesante trabajarlo, de manera independiente sobre subconjuntos de datos, divididos en función de la variable deserción. Por ejemplo, el subconjunto de los estudiantes que NO evidencian deserción y, por otro lado, el de los estudiantes que desertaron.

28 La librería scikit-learn, también llamada sklearn, es un conjunto de rutinas escritas en Python para hacer análisis predictivo, que incluyen clasificadores, algoritmos de clusterización, etc. Está basada en NumPy, SciPy y matplotlib, de forma que es fácil reaprovechar el código que use estas librerías. Ver más en: [Espacio de recursos de ciencia de datos \(uoc.edu\)](#)

29 Existen varios paquetes de R que permiten hacer árboles de decisión. Ver más en: [Capítulo 7 Árboles de decisión | Aprendizaje supervisado en R \(fervilber.github.io\)](#)

30 El análisis de componentes principales o PCA por sus siglas en inglés (Principal Component Analysis) es una de las técnicas de reducción de dimensionalidad más utilizadas en aprendizaje máquina. Esta técnica se caracteriza por describir un conjunto de datos en términos de nuevas variables no relacionadas. Con esto se busca reducir el número de variables de forma que se pase de tener bases de datos complejas representadas por un gran número de variables a un mínimo número de nuevas variables que representen las originales de la forma más fiel posible. Este tipo de técnicas también facilitan la representación gráfica de los datos al poder reducir los datos originales a un espacio de dos dimensiones (plano) o tres dimensiones (gráfico 3D). Esto va a simplificar comprender las relaciones entre las variables y nos ayudará en la toma de decisiones. Ver más en Módulo Machine Learning y Deep Learning. Unidad 03 Aprendizaje no supervisado, bibliografía aportada en la Maestría CEUPE que el director del Laboratorio se encuentra cursando.

31 El clasificado de Naive Bayes es uno de los algoritmos más simples y más empleados en problemas de clasificación. Este está basado en el Teorema de Bayes y permite obtener buenos resultados sin necesidad de muchos recursos.

Una de las características principales de este algoritmo es que se basa en la hipótesis de que las variables que se utilizan como predictores son independientes unas de otras, de ahí obtiene su nombre de naive o ingenuo. Además, este tipo de algoritmos también asume que todas las variables que se toman en consideración tienen el mismo valor o peso. Ninguno de los atributos de una base de datos es considerado como irrelevante y se asume que contribuye de manera equitativa a la predicción del modelo. Este tipo de algoritmos tienen un escalado bastante sencillo, por lo que en muchas ocasiones es posible encontrar estos algoritmos como base de un modelo combinados con otros más complejos y precisos desde un punto de vista computacional. Ver más en Módulo Machine Learning y Deep Learning. Unidad 02 Aprendizaje supervisado, bibliografía aportada en la Maestría CEUPE que el director del Laboratorio se encuentra cursando.

Estos algoritmos requieren trabajos muy específicos de curación previa.

Dentro de los más utilizados: se pueden mencionar a K- means³², HAC y SOM. Nuevamente, su elección depende de la plataforma disponible, y la calidad de las implementaciones, como en el caso de Árboles, también es muy variable.

Es aconsejable diseñar una arquitectura de algoritmos inteligentes de manera tal que la salida de los algoritmos de agrupamiento sea consumida por algoritmos de descubrimiento de reglas para proporcionar conocimiento basado en datos a los expertos del dominio y a las demás personas interesadas.

3. Procesos combinados y alternativos

Es posible combinar los procesos de descubrimiento descritos anteriormente. Para las predicciones automatizadas se puede utilizar Regresión logística³³, MLP³⁴, SVM³⁵, Random Forest.

3.2 Procesos combinados y alternativos

A modo de ejemplo, creemos conveniente comentar el abordaje técnico de UBA IALAB para los proyectos tecnológicos. El Laboratorio cuenta con un área específica dedicada a la investigación, desarrollo y aplicación de técnicas de inteligencia artificial llamada GIDIA.

Esta área cuenta con un equipo de personas con experiencia en Ciencia de

-
- 32 K-means o k-medias es una de las técnicas de clustering más utilizada para el agrupamiento de datos no estructurados. El objetivo de este algoritmo es encontrar grupos en los datos, con el número de grupos representado por la variable K. En estos grupos se encontrarán las variables que comparten características semejantes, separándolas de otros grupos con los que no comparten esas características. Para determinar qué datos pertenecen a cada grupo el algoritmo de k-mean minimiza la distancia entre los datos disponibles, generalmente utilizando como métrica la distancia euclidiana aunque también puede aplicarse este algoritmo utilizando otros tipos de métricas de distancia. Ver más en Módulo Machine Learning y Deep Learning. Unidad 03 Aprendizaje no supervisado, bibliografía aportada en la Maestría CEUPE que el director del Laboratorio se encuentra cursando.
- 33 La regresión logística es un método de regresión que permite estimar la probabilidad de observar una variable cualitativa en función de variables cuantitativas. Se pueden encontrar dos modelos de regresiones logísticas atendiendo al número de clasificadores posibles: simple o binaria, cuando se trabaja con modelos binarios de salida o múltiple si podemos tener varias salidas cualitativas para nuestros datos de entrada. Pese a tratarse de un modelo de regresión, se encuentra incluido dentro del grupo de algoritmos de clasificación debido a que su salida es categórica y no continua. Ver más en Módulo Machine Learning y Deep Learning. Unidad 02 Aprendizaje supervisado, bibliografía aportada en la Maestría CEUPE que el director del Laboratorio se encuentra cursando.
- 34 Un perceptrón multicapa (MLP), es un algoritmo de aprendizaje supervisado que aprende una función entrenándose en un conjunto de datos. Dado un conjunto de características y un objetivo, puede aprender un aproximador de función no lineal (= aproximación) para clasificación o regresión. Se diferencia de la regresión logística en que puede haber una o más capas no lineales llamadas capas ocultas entre las capas de entrada y salida. La figura muestra un MLP con una capa oculta con salida escalar. Ver en: [Qué es Perceptrón Multicapa - MLP | Concepto y definición. Glosario \(gamco.es\)](#)
- 35 En el "machine learning", el Support Vector Machine (SVM) es un modelo supervisado de aprendizaje con algoritmos asociados que analizan los datos y reconocen patrones, que se utiliza para la clasificación y el análisis de regresión en la Inteligencia de Negocios. El SVM básico toma un conjunto de datos de entrada y predice, para cada entrada dada, a cuál de las dos clases de salida pertenece, por lo que es un clasificador no-probabilístico lineal binario (solo escoge entre 2 opciones). Dado un conjunto de ejemplos de entrenamiento, cada uno marcado como perteneciente a una de dos categorías, un algoritmo de entrenamiento construye un modelo que asigna nuevos ejemplos en una categoría u otra. Ver más en: > [¿Qué es el Support Vector Machine en la Inteligencia de Negocios? | 2022 | Web y Empresas](#)

Datos y Aprendizaje Automático, para el abordaje de las curaciones, tratamientos y visualizaciones de dataset y de la elección de los modelos, procesos y algoritmos aplicar, como así también de su implementación y evaluación basada en métricas. También cuenta con un equipo de experimentados programadores que pueden realizar una investigación exploratoria acerca de las opciones que ofrecen R y Power BI en comparación con otras librerías a fin de intentar el desarrollo en las que utilizan hoy en día en la Universidad y el estudio de aquello que las debería complementar.

- La investigación exploratoria debería incluir:
- Análisis de las reglas de comportamiento de patrones.
- Atributos que participan en el fenómeno.
- Similitudes que participan en el fenómeno.
- Condiciones.

Ello permitiría apropiarse mejor de R y Power BI y fortalecer el conocimiento de las personas de la Universidad para tomar decisiones de la incorporación de nuevas librerías o herramientas de trabajo.

Este servicio es parte de una nueva consultoría cuyos alcances se deben determinar a través de un convenio específico y su resultado consiste en la entrega de un informe técnico con la descripción y comparación.

Esta investigación es crucial si se desea avanzar posteriormente en el abordaje algorítmico de la deserción universitaria. Con los algoritmos mencionados, es posible llegar a caracterizar el fenómeno y descubrir variables que tal vez no hubiese sido tenidas en cuenta y hacer un predictor de la deserción.

En consecuencia de lo expuesto en el informe objeto de esta consultoría, puede decirse que la plataforma seleccionada, deberá contener los aspectos técnicos señalados en el presente informe. Un análisis de funcionalidad adecuado según los parámetros expuestos, permitirá el desarrollo que necesita la Universidad.

4. Propuesta estructura organizativa y el equipo de trabajo de la universidad de Rosario. Enfoque holístico y transdisciplinario

En primer lugar, se recomienda que el área que implemente estos temas tenga un plan estratégico de acción que contemple la visión, finalidad y objetivos estratégicos del área. Es importante que el área cuente con:

- i) recursos presupuestarios,
- ii) recursos humanos y,
- iii) recursos tecnológicos, necesarios para el desarrollo e implementación del sistema. Debería contar con el apoyo institucional de las autoridades de la Universidad, y poseer la jerarquía necesaria dentro de la organización, para la toma de decisiones e interlocución válida con el resto de los actores de la organización universitaria.

Del contexto de las experiencias recogidas, la criticidad de este tipo de área está dada en primer lugar por su interdisciplinariedad, en segundo lugar, por la transversalidad - por ello la importancia de determinar su dependencia jerárquica- y en tercer lugar por la complejidad que implica la implementación de este tipo de políticas educativas.

Un aspecto importante a tener en cuenta, es la etapa de testeo y análisis de resultados a partir del uso de la herramienta. El área debe tener suficiente capacidad de resolución de problemas que puedan surgir mediante el uso- o prueba- del algoritmo.

4.1 Enfoque basado en datos

Debería pensarse en un enfoque basado en la correlación de patrones de información, previamente entrenados, para detectar criterios aprobados y consensuados en el ámbito de la Universidad.

Gobernar los datos a partir de un enfoque de aplicación de sistemas inteligentes, presupone una auténtica transformación en el modo de llevar adelante tareas en las organizaciones. Bajo este enfoque holístico y transdisciplinario, creemos que hay que desarrollar la transformación de IA.

Desde el plano teórico, puede decirse que es necesario identificar la muestra sobre la que se trabajará que corresponde a los parámetros que el sistema inteligente deberá identificar. Las muestras deben presentar una capilarización que permita mitigar y reducir posibles sesgos. Gran parte del éxito de los sistemas de IA, si no la mayor

parte, depende de la extensa preparación de datos que se requieren. De hecho, se ha considerado que más de la mitad del esfuerzo de un proyecto exitoso de IA es aquel dedicado a preparar los datos³⁶. La calidad de los conjuntos de datos es primordial para el funcionamiento de los sistemas de IA³⁷.

Cuando se trata de desarrollar actividad predictiva, es necesario que la muestra sea cuantitativamente amplia para que, por un lado, se identifique la totalidad de criterios existentes dentro de un determinado segmento de información. Los sistemas requieren datos de entrenamiento suficientes para desarrollar sus capacidades de predicción. De no ser así, se podría caer en correlaciones erróneas o en simplificaciones espurias³⁸.

Por otra parte, la muestra debe ser cualitativamente amplia³⁹, con la finalidad de evitar que ciertos supuestos o criterios no sean contemplados; es decir, es importante eliminar o reducir los problemas vinculados a la falta de representatividad del conjunto de datos. Por ejemplo, una muestra puede ser numerosa, pero si no se ha realizado una construcción criteriosa de la misma, es probable que a través de ella sólo se identifiquen algunos criterios y no a otros que también han sido seleccionados o predefinidos por las personas o los funcionarios competentes.

El control humano indispensable previo y posterior a la detección y predicción no puede ser soslayado o sustituido. Se recomienda que exista un grupo de personas que tenga como tarea específica, verificar y realizar un control periódico. Tanto en las fases de la gobernanza de datos, como en la interacción con las personas que utilizan las técnicas de machine learning. También se sugiere que intervengan activamente en este proceso, las personas que trabajan cotidianamente o que son expertas en las temáticas sobre las que se entrena al sistema.

36 Kyle Strand, ¿Cómo se compara un iceberg al funcionamiento de la Inteligencia Artificial?, 12 de diciembre de 2018, disponible en: <https://blogs.iadb.org/conocimiento-abierto/es/como-funciona-inteligencia-artificial-modelo-iceberg/>

37 Comisión Europea, Generar confianza en la Inteligencia Artificial centrada en el ser humano, Bruselas, 8.4.2020, disponible en: https://ec.europa.eu/transparency/regdoc/rep/1/2019/ES/COM-2019-168-F1-ES-MAIN-PART-1_PDF
El funcionamiento de muchos sistemas de IA y las acciones y decisiones a las que pueden llevar dependen en gran medida del conjunto de datos que se haya utilizado para entrenar los sistemas. Por consiguiente, deben adoptarse las medidas necesarias para garantizar que, en lo que se refiere a los datos utilizados para entrenar los sistemas de IA, se respeten los valores y normas (...), concretamente con relación a la (...) protección de los derechos fundamentales. Ver Comisión Europea, LIBRO BLANCO sobre la inteligencia artificial - un enfoque europeo orientado a la excelencia y la Confianza, Bruselas, 19.02.2020.

38 Cristina Pombo, servicio social con inteligencia artificial, ¿Quieres automatizar un servicio social con inteligencia artificial? 4 consideraciones clave, 14 de junio de 2018, Blog BID, disponible en: <https://blogs.iadb.org/conocimiento-abierto/es/servicio-social-con-inteligencia-artificial/>

39 Se sostiene que se necesitan grandes cantidades de datos de calidad como una de las mayores ventajas competitivas para el diseño de sistemas de IA más efectivos. Ver: Carolina Aguerre, Estrategias nacionales de IA y gobernanza de datos en la región, CeTyS, FairLac, BID, disponible en: <https://guia.ai/wp-content/uploads/2020/05/Aguerre-Estrategias-nacionales-de-IA-y-gobernanza-de-datos-en-la-region.pdf>
El poder de decisión de las herramientas de IA depende de la calidad de los datos con los que se alimentan los sistemas. La representatividad de los datos es una preocupación fundamental. Ver Cristina Pombo, ¿Quieres automatizar un servicio social con inteligencia artificial? 4 consideraciones clave, 14 de junio de 2018, BID, disponible en: <https://blogs.iadb.org/conocimiento-abierto/es/servicio-social-con-inteligencia-artificial/>

4.2 Estructura organizativa. Perfiles⁴⁰. Trabajo interdisciplinario

Una parte del equipo debería dedicarse a analizar y clasificar los datos y parámetros a utilizarse. El perfil de los miembros deberá ser analítico, detallista, observador. Este equipo deberá ser liderado por personas que tengan experiencia en gobernanza de datos y formación en ciencia de datos a fin de controlar el trabajo realizado por el equipo de análisis de las bases de datos elaboradas.

También deberán existir una o más personas que cumplan el rol de coordinación a fin de asistir a las reuniones con los trabajadores/as de la tarea en juego, junto con las personas que asuman el rol de liderazgo y comunicar todas aquellas modificaciones, adiciones o aprobaciones al trabajo presentado. Téngase en cuenta que, a ciertas reuniones, deberá asistir el equipo completo.

En esta línea de recomendaciones y atendiendo a la interdisciplina y transversalidad de la conformación del equipo de trabajo del proyecto, sería de suma importancia incorporar perfiles provenientes de las Ciencias Sociales: Especialistas en Educación, Doctores en Ciencias Jurídicas, Lic. en Economía y Psicólogos que contribuyan a la visión holística del proyecto para disminuir la deserción universitaria.

Por su parte, el equipo formado por especialistas en programación e IA se encargará de diseñar y desarrollar los pilares del sistema de IA y de probar el código para garantizar su eficiencia. Tendrá a su cargo la administración de las bases de datos y la realización de testeos en el sistema.

Por otro lado, el equipo de gobernanza de datos y el equipo encargado de la programación deberán trabajar de manera coordinada y conjunta continuamente, a fin de retroalimentarse. El diálogo constante es esencial ya que los programadores son quienes indicarán los ajustes respectivos que el equipo de gobernanza realizará para lograr el resultado esperado. En este caso, que el sistema de IA logre predecir situaciones de deserción escolar de acuerdo con los criterios seleccionados.

40 Perfiles técnicos requeridos para la detección de la deserción universitaria orientada al éxito estudiantil
- Dentro del equipo multidisciplinario, es necesario contar con personas que cuenten con los siguientes perfiles:
- Expertos en sistemas de computación y gestión de bases de datos
- Analistas y Científicos de datos.
- Expertos en algoritmos de Aprendizaje Automático
- Expertos en Inteligencia Artificial y diseño de procesos de KDD (descubrimiento de conocimiento basado en datos)
Se requiere un perfil multidisciplinario con capacidad de organizar y coordinar el equipo. Es necesario que tenga la necesidad de comprender los aspectos generales de todas las disciplinas mencionadas.

La pauta de trabajo al interior de los equipos es esencial, ya que es común caer en ciertos errores que pueden resultar perjudiciales. Por este motivo uno de los puntos principales a acordar es el tiempo de trabajo, ya que muchas veces la realización de horas extras disminuye su productividad en tareas que requieren demasiada precisión. Tras una larga jornada, la mente pierde frescura y comete errores. Asimismo, tener en cuenta que la calidad del trabajo intelectual depende de la capacidad del trabajador/a de mantener su “estado de flujo”, es decir un estado de inmersión total en un problema que facilita su comprensión y la generación de soluciones. Aproximadamente, se tarda quince minutos en conseguir ese estado, por lo que una interrupción cada 10 minutos afecta drásticamente el rendimiento del trabajador/a. Si se somete a los miembros de los equipos a continuas interrupciones durante su jornada de trabajo (llamadas telefónicas, reuniones, consultas) se repercute negativamente en el desarrollo laboral⁴¹. Otra de las cuestiones a aplicar en el interior de los equipos es la comunicación de los pequeños retrasos, ya que ello permitirá ganar previsibilidad. En consecuencia, resulta una tarea sumamente importante definir los criterios para evaluar la criticidad, Los criterios deberán ser identificados, consensuados y notificados al equipo de gobernanza de datos por parte de las personas que trabajan de manera constante con la tarea bajo gobernanza.

41 Ciclo de vida de un sistema de información, disponible en: <http://flanagan.ugr.es/docencia/2005-2006/2/apuntes/ciclovida.pdf>





6 Bibliografía

Bibliografía

Artículos, libros y documentos

1millionbot, *Inteligencia Artificial para incrementar retención y éxito del estudiantado*, disponible en:

<https://1millionbot.com/inteligencia-artificial-para-incrementar-retencion-y-exito-del-estudiantado/>

Adelman Melissa, Haimovich Paz Francisco, Alasino Enrique, *¿Quiénes abandonarán la escuela? Aprovechar los sistemas de datos administrativos para predecir la deserción escolar en Guatemala y Honduras*, Banco Mundial Blogs, octubre 2019, disponible en:

<https://blogs.worldbank.org/es/education/quienes-abandonaran-la-escuela-aprovechar-los-sistemas-de-datos-administrativos-para>

Advisory Committee on Equal Opportunities for Women and Men de la Unión Europea, *Opinion on Artificial Intelligence*, 18/3/2020, disponible en:

https://ec.europa.eu/info/sites/info/files/aid_development_cooperation_fundamental_rights/opinion_artificial_intelligence_gender_equality_2020_en.pdf

Alan Turing Institute, *Explicando las decisiones tomadas con IA*, Parte I, disponible en:

<https://campusialab.com.ar/wp-content/uploads/2020/06/The-Alan-Turing-Institute.-Explicando-las-decisiones-tomadas-con-IA.-Parte-I-1.pdf>

Allende López Marcos, *Tecnologías cuánticas*, BID, 2019.

Amunátegui Perelló, Carlos y Madrid Raúl, *Sesgo e Inferencia en Redes Neuronales ante el Derecho*, en C. Aguerre, (Ed.). *Inteligencia Artificial en América Latina y el Caribe.*

Ética, Gobernanza y Políticas, Bs. As., CETyS Universidad de San Andrés, 2020, p. 5, disponible en <https://guia.ai/documentos-2020/>

Analytikus, *Student Retention*, disponible en: <https://es.analytikus.com/student-retention>

ANEP, *En 2019 la matrícula de Secundaria creció 2,3% en Bachillerato y cayó 3,8% en Ciclo Básico*, Página oficial de ANEP, agosto 2020, disponible en:

<https://www.anep.edu.uy/15-d/en-2019-matr-cula-secundaria-creci-23-en-bachillerato-y-cay-38-en-ciclo-b-sico>

ANEP, *La ANEP analizó experiencias de protección de trayectorias educativas en Educación Media*, Página oficial de ANEP, disponible en:

<https://www.anep.edu.uy/15-d/anep-analiz-experiencias-protecci-n-trayectorias-educativas-en-educaci-n-media>

Barca Kamila, *Inteligencia artificial y aprendizaje personalizado, la receta de Microsoft para prevenir el abandono escolar*, Business Insider, noviembre 2019, disponible en:

<https://www.businessinsider.es/inteligencia-artificial-prevenir-abandono-escolar-microsoft-524111>

Beer Jenay, Fisk A. D. Rogers W. A., *Toward a Framework for Levels of Robot Autonomy in Human-Robot Interaction*, Journal of Human-Robot Interaction, Volume 3, Issue 2, 2014.

Béliz Gustavo, *Colaboremos para enfrentar los riesgos éticos de la inteligencia artificial*, Blog BID, 31 de agosto de 2018, disponible en:

<https://blogs.iadb.org/conocimiento-abierto/es/riesgos-eticos-de-la-inteligencia-artificial/>

Berardo Ana B. et al, *Acoso y ciberacoso: Variables de influencia en el abandono universitario*, Revista Comunicar, disponible en:

<https://www.revistacomunicar.com/html/64/es/64-2020-06.html>

Bejerano Pablo G., *En Japón utilizarán IA para predecir casos de bullying en la escuela*, ThinkBig, disponible en:

<https://blogthinkbig.com/japon-utilizaran-ia-predecir-casos-bullying-escuela>

BID, *La inteligencia Artificial al servicio del bien social en América Latina y el Caribe*, disponible en:

<https://publications.iadb.org/publications/spanish/document/La-inteligencia-artificial-al-servicio-del-bien-social-en-America-Latina-y-el-Caribe-Panor%C3%A1mica-regional-e-instant%C3%A1neas-de-doce-paises.pdf>

Bowles Therriault Susan et al, *Early Warning Intervention and Monitoring System Implementation Guide*, Michigan Department of Education, 2017, disponible en: https://www.michigan.gov/documents/mde/Michigan_EWIMS_Implementation_Guide_606186_7.pdf

Bullock Caroline, *El sexismo de la inteligencia artificial: ¿por qué Alexa, Cortana y la gran mayoría de asistentes virtuales son femeninas?* BBC, diciembre 2016, disponible en: <https://www.bbc.com/mundo/noticias-38227272>

Cabrol Marcelo, González A. Natalia, Pombo Cristina, Sánchez A. Roberto, *Adopción ética y responsable de la Inteligencia Artificial en América Latina y el Caribe*, Fair Lac BID, disponible en: https://publications.iadb.org/publications/spanish/document/fAlr_LAC_Adopci%C3%B3n_%C3%A9tica_y_responsable_de_la_inteligencia_artificial_en_Am%C3%A9rica_Latina_y_el_Caribe_es.pdf

CAF, *Experiencia IA. Datos e inteligencia artificial en el sector público*, 2021.

CAF, *El alto costo del abandono escolar en América Latina*, agosto de 2018, disponible en: <https://www.caf.com/es/conocimiento/visiones/2018/08/el-alto-costo-del-abandono-escolar-en-america-latina/>

Caracol Radio, *El sensor que podría detectar el bullying en los colegios*, agosto 2017, disponible en: https://caracol.com.co/radio/2017/08/23/tecnologia/1503495572_273196.html

Castillo Brenda, *UNAM aplica Inteligencia Artificial para disminuir la deserción escolar*, Guía Universitaria, enero 2020, disponible en: <https://guiauniversitaria.mx/unam-aplica-inteligencia-artificial-para-disminuir-la-desercion-escolar/>

CODICEN, Dirección Sectorial de Integración Educativa, Dirección Sectorial de Planificación Educativa, Dirección Sectorial de Gestión de la Información y la Comunicación, Consejo de Educación Inicial y Primaria, Consejo de Educación Secundaria, Consejo de Educación Técnico Profesional, Consejo de Formación en Educación, *Propuesta para un sistema de protección de trayectorias educativas*, disponible en: <https://www.ces.edu.uy/files/propuesta-para-un-sistema-de-proteccion-de-trayectorias-educativas.pdf>

Combata Harold, *Plataforma Tecnológica para Disminuir la Deserción Estudiantil en la Universidad de la Costa*, Conferencia TICAL 2014, Colombia, disponible en: <https://documentos.redclara.net/bitstream/10786/761/1/87-21-3-2014-Plataforma%20Tecnol%C3%B3gica%20Para%20Disminuir%20la%20Deserci%C3%B3n%20Estudiantil.pdf>

Comisión Europea, *Comunicación de la Comisión: orientaciones sobre las aplicaciones móviles de apoyo a la lucha contra la pandemia de covid-19 en lo referente a la protección de datos*, (2020/C 124 I/01), 17/04/2020, disponible en: <https://op.europa.eu/es/publication-detail/-/publication/f8f4dc8b-80a4-11ea-bf12-01aa75ed71a1/language-es>

Comisión Europea, *Generar confianza en la Inteligencia Artificial centrada en el ser humano*, Bruselas, abril de 2019, disponible en: <https://ec.europa.eu/transparency/regdoc/rep/1/2019/ES/COM-2019-168-F1-ES-MAIN-PART-1.PDF>

Comisión Europea, *LIBRO BLANCO sobre la inteligencia artificial - un enfoque europeo orientado a la excelencia y la confianza*, Bruselas, febrero de 2020.

Consejo de Europa, *Carta ética europea sobre el uso de inteligencia artificial en los sistemas de justicia y su entorno*, diciembre de 2018 (Traducción realizada con Google Translate), disponible en: <https://campusialab.com.ar/wp-content/uploads/2020/07/Carta-e%CC%81tica-europea-sobre-el-uso-de-la-IA-en-los-sistemas-judiciales-.pdf>

Corvalán Juan G., *Inteligencia Artificial. Automatización y predicciones en el Derecho*, en Dupuy Daniela y Corvalán Juan G., *Ciberdelitos III*, Editorial B de F, 2020.

Corvalán Juan G., *Perfiles digitales humanos*, La Ley, Buenos Aires, 2020

Corvalán Juan G., *Inteligencia Artificial y Derechos Humanos, Parte II*, julio de 2017, DPI Cuántico, disponible en: <https://dpicuantico.com/sitio/wp-content/uploads/2017/07/Juan-Gustavo-Corvalan-Constitucional-10.07.2017.pdf>

Corvalán Juan G., *Tratado de inteligencia artificial y Derecho*, Thompson Reuters La Ley, 2021.

Croce Alberto César "Sistema de Protección de Trayectorias Educativas de Uruguay. Sistematización de los componentes y dispositivos", febrero 2020, disponible en: https://eurosocial.eu/wp-content/uploads/2020/07/Herramienta_36.pdf

Dirección General de Escuelas, *Red de Apoyo a las Trayectorias Escolares (GEM RED)*, disponible en: <https://www.mendoza.edu.ar/red-de-apoyo-a-las-trayectorias-escolares/>

Dobrin Seth, Van Der Heever Susara, *Poniendo la diversidad a trabajar en la ciencia de datos IBM*, 2019, disponible en: <https://www.ibm.com/blogs/think/2019/12/ibm-diversity-in-data-science/>

Ed Machina, *Cómo mejorar la retención estudiantil con inteligencia artificial*, disponible en: <https://edmachina.com/como-mejorar-la-retencion-estudiantil-con-inteligencia-artificial/>

Ellucian, *Georgia State University. Early alerts for financial aid risks*, disponible en: <https://www.ellucian.com/success-stories/early-alerts-help-students-navigate-financial-aid>

Ellucian, *Southern New Hampshire University invierte en Ellucian Ethos para personalizar la asesoría*, disponible en: <https://www.ellucian.com/success-stories/integrating-systems-increase-retention>

Estudios analíticos Simple, doble y triple ciego, disponible en: http://cv.uoc.edu/UOC/a/moduls/90/90_166d/web/main/m4/22d.html

Ferreya, María Marta, Ciro Avitabile, Javier Botero Álvarez, Francisco Haimovich Paz y Sergio Urzúa. 2017. *Momento decisivo: la educación superior en América Latina y el Caribe*. Resumen. Washington, DC: Banco Mundial. Licencia: Creative Commons Attribution CC BY 3.0 IGO.

Gobierno de Argentina, *Asistire: un programa para evitar la deserción escolar*, Argentina. gov.ar, enero 2018, disponible en: <https://www.argentina.gob.ar/noticias/asistire-un-programa-para-evitar-la-desercion-escolar>

Gómez Gabriel (director), *Panorama de la Educación 2017*, disponible en: <https://www.gub.uy/ministerio-educacion-cultura/sites/ministerio-educacion-cultura/files/2019-12/panorama-2017.pdf>

Grupo independiente de expertos de alto nivel sobre IA, *Directrices éticas sobre una Inteligencia Artificial fiable*, año 2018, disponible: <https://ialab.com.ar/wp-content/uploads/2020/06/Grupo-independiente-de-expertos-de-alto-nivel-sobre-IA-creado-por-la-Comisio%CC%81n-Europea.pdf>

Guszcza James, Lee Michelle A., Ammanath Beena y Kuder Dave, *Valores humanos en el circuito: principios de diseño para la IA ética*, 26 de enero de 2020, Deloitte Review disponible en: https://campusialab.com.ar/wp-content/uploads/2020/05/Deloitte.-Valores-humanos-en-el-ciclo.-Principios-de-disen%CC%83o-para-la-e%CC%81tica-IA-en_es_.pdf

Hao Karen, *Señales de que el sector de la IA ya es un poco menos sexista y racista*, MIT Technology Review, diciembre 2019, disponible en: <https://www.technologyreview.es/s/11711/senales-de-que-el-sector-de-la-ia-ya-es-un-poco-menos-sexista-y-racista>

Jara Ignacio, Ochoa Juan Manuel, *Usos y efectos de la inteligencia artificial en la educación*, Banco Interamericano de Desarrollo, mayo 2020, disponible en: <https://publications.iadb.org/publications/spanish/document/Usos-y-efectos-de-la-inteligencia-artificial-en-educacion.pdf>

Kyle Strand, *¿Cómo se compara un iceberg al funcionamiento de la Inteligencia Artificial?*, 12 de diciembre de 2018, disponible en: <https://blogs.iadb.org/conocimiento-abierto/es/como-funciona-inteligencia-artificial-modelo-iceberg/>

Leslie David, *Understanding artificial intelligence ethics and safety*, The Alan Turing Institute, 2019

Logicalis, *Trazabilidad de los datos*, abril de 2014, disponible en: <https://blog.es.logicalis.com/analytics/trazabilidad>

Ministerio de Educación de Brasil, *Sistema de ALerta Preventiva (SAP) (Proyecto Piloto)*, disponible en: <https://www.gov.br/mec/pt-br/brasil-na-escola>

Ministerio de Educación DEG, división Educación General, *Sistema de Alerta Temprana (SAT)*, disponible en: <https://liceosbicentenario.mineduc.cl/wp-content/uploads/sites/120/2021/04/Guia-de-usuario-SAT-1.pdf>

Mixzaida Yelitza Peña Zerpa, *Deserción universitaria. El desafío de una mayoría durante pandemia*, FormaciónIB enero 2021, disponible en: <http://formacionib.org/noticias/?Desercion-Universitaria-El-desafio-de-una-mayoria-durante-pandemia>

Myers West Sarah, Whittajer Meredith, Crawford Kate, *Discriminating Systems. Gender, Race and Power in AI*, IA Now Institute, 2019, disponible en: <https://ainowinstitute.org/discriminatingystems.pdf>

Naciones Unidas, Resolución N° 73/348 de la Asamblea General, *Promoción y protección del derecho a la libertad de opinión y expresión*, A/73/348, 29 de agosto de 2018, considerando 38, disponible en: <http://undocs.org/es/A/73/348>

Naciones Unidas, Resolución N° 35/9 de la Asamblea General, *Promoción, protección y disfrute de los derechos humanos en Internet: medios de cerrar la brecha digital entre los géneros desde una perspectiva de derechos humanos*, A/HRC/35/9, 5 de mayo de 2017, disponible en: <https://undocs.org/sp/A/HRC/35/9>

Noticias, *El bullying en el aula, causal de depresión y deserción escolar*, marzo 2017, disponible en: <https://noticias.perfil.com/noticias/ciencia/2017-03-12-el-bullying-en-el-aula-causal-de-depresion-y-desercion-escolar.phtml>

OCDE, *Documento de trabajo de la OCDE sobre Gobernanza Pública n. 34, Estado de la técnica en el uso de tecnologías emergentes en el sector público*, año 2019, traducción disponible en: <https://ialab.com.ar/wp-content/uploads/2020/05/OECD-2019-Estado-de-la-te%CC%81cnica-en-el-uso-de-las-tecnologi%CC%81as-emergentes-en-el-sector-pu%CC%81blico.pdf>

OCDE, *Inteligencia artificial en la sociedad*, 2019, disponible en: <https://www.oecd-ilibrary.org/sites/603ce8a2-es/index.html?itemId=/content/component/603ce8a2-es#:~:text=Un%20sistema%20de%20IA%2C%20tal,hecho%2C%20usa%20informaci%C3%B3n%20de%20m%C3%A1quinas>

OCDE, *Recomendación del Consejo de Inteligencia Artificial, Instrumentos Legales de la OCDE*, adoptado el 21 de mayo de 2019, disponible en: <https://legalinstruments.oecd.org/en/instruments/OECD-LEGAL-0449>

OIT, *Tendencias mundiales del empleo juvenil 2020*, marzo 2020, disponible en: https://www.ilo.org/global/about-the-ilo/newsroom/news/WCMS_737061/lang--es/index.htm

Ojea María Victoria, *Cuando el 'bullying' atenta contra la educación de calidad*, El País, septiembre 2019, disponible en: https://elpais.com/economia/2019/09/11/actualidad/1568229483_693357.html

Parasuraman Raja, Sheridan Thomas B., Wickens Christopher D., *A Model for Types and Levels of Human Interaction with Automation*, IEEE Transactions on systems, man and cybernetics, part A: systems and humans, Vol. 30, NO 3, mayo 2000.

Parlamento Europeo, *El impacto del Reglamento General de Protección de datos (GDPR) en la inteligencia artificial*, 25 de junio de 2020

Parlamento Europeo, *Resolución del 16 de febrero de 2017, con recomendaciones destinadas a la Comisión sobre normas de Derecho civil sobre robótica*, 2015/2103-INL, disponible en: <http://www.europarl.europa.eu/sides/getDoc.do?pubRef=-//EP//TEXT+TA+P8-TA2017-0051+0+DOC+XML+V0//ES>

Rock David, Grant Heidi, *Por qué los equipos diversos son más inteligentes*, Harvard Business Review, noviembre 2016, disponible en: <https://hbr.org/2016/11/why-diverse-teams-are-smarter>

Romero Valeria, *IBM desarrolla aplicación con su Inteligencia Artificial Watson para combatir el acoso escolar*, DPL News, Noviembre 2019, disponible en: <https://digitalpolicylaw.com/ibm-desarrolla-aplicacion-con-su-inteligencia-artificial-watson-para-combatir-el-acoso-escolar/>

Sampaollessi Lucia, *Big Data en la Educación: ¿Cómo Aprovechar la Analítica de Datos en la Escuela?*, Aulica, noviembre 2021, disponible en: <https://aulica.com.ar/big-data-en-la-educacion/>

Santibáñez Antonia, *El Mercurio: "La Inteligencia Artificial se está convirtiendo en la nueva aliada de la Educación"*, Kimche, disponible en: <https://www.kimche.co/el-mercurio-educacion-artificial-en-educacion/>

Sets de entrenamiento, test y validación, 3 de marzo, disponible en: <https://www.aprendemachinelearning.com/sets-de-entrenamiento-test-validacion-cruzada/>

Soluciones Informáticas Tecon, *Simplificando tecnologías: La seguridad de la información*, <https://www.tecon.es/la-seguridad-de-la-informacion/>

The Conversation, *¿Qué es el aprendizaje automático?*, mayo 2017, disponible en: <https://theconversation.com/what-is-machine-learning-76759>

Trias Enric, *Un equipo de la UB desarrolla un sistema para predecir el abandono escolar*, El Mundo, marzo 2017, disponible en: <https://www.elmundo.es/cataluna/2017/03/30/58dd044146163ff5338b457e.html>



Trucco Daniela, Inostroza Pamela, *Las violencias en el espacio escolar*, CEPAL, 2017

UNESCO, *Artificial intelligence and gender equality: key findings of UNESCO's Global Dialogue*, agosto de 2020, disponible en: <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000374174>

Universidad del Rosario, *Éxito estudiantil: innovación y valores para el cambio*.

Vargas Neila, Daza Ingrid, Robertis Aly, Reyes Eilys, *Acoso escolar en las universidades y la deserción estudiantil*, *Impacto Científico*, 13(1), 151-170. Febrero 2021, disponible en: <https://produccioncientificaluz.org/index.php/impacto/article/view/35249/37305>

Vélez White María Cecilia, *¿Cómo la inteligencia artificial contribuye a disminuir la deserción escolar?*, CAF, agosto 2021, disponible en: <https://www.caf.com/es/conocimiento/visiones/2021/08/como-la-inteligencia-artificial-contribuye-a-disminuir-la-desercion-escolar/>

Vínculo TIC de Educación, *Inteligencia artificial para prevenir la deserción en universidades*, agosto 2020, disponible en: <https://vinculotic.com/educacion/desercion-en-universidades/>

Vukomanovic Marica, *Lucha contra la deserción y el abandono escolar prematuro (ESL) en Serbia*, Comisión Europea, octubre 2017, disponible en: <https://epale.ec.europa.eu/en/resource-centre/content/combating-drop-out-and-early-school-leaving-esl-serbia>

Winsconsin Department of Public Instruction, *Early Warning Systems*, disponible en: <https://dpi.wi.gov/ews>

Leyes y Reglamentos

Ley 19.628 de Chile.

Ley 13.709 de Brasil.

Ley General de Educación 18.437 de Uruguay, disponible en: <https://www.ineed.edu.uy/images/pdf/-18437-ley-general-de-educacion.pdf>

Reglamento 679/2016 de la Unión Europea

Unión Europea, *Reglamento General de Protección de Datos Personales de la Unión Europea*, disponible en: <https://www.boe.es/doue/2016/119/L00001-00088.pdf>

Páginas Oficiales de las Experiencias Seleccionadas u otros Sistemas utilizados para la Investigación

Explicación acerca de la forma de acceder al sistema de Alerta Temprana de Chile, disponible en: <https://liceosbicentenario.mineduc.cl/wp-content/uploads/sites/120/2021/04/Guia-de-usuario-SAT-1.pdf>

Página oficial de U-Planner, Quienes somos, disponible en: <https://www.uplanner.com/es/about-us/#el-equipo>

Página oficial de software Optuna utilizado por Alerta Escuela de Perú, disponible en: <https://optuna.org/>

Página oficial del sistema Alerta Escuela de Perú, disponible en: <https://alertaescuela.minedu.gob.pe/>

Página oficial del Centro de Recursos para el Éxito Académico de la Universidad del Norte de Colombia, disponible en: <https://www.uninorte.edu.co/web/centro-de-recursos-para-el-exito-estudiantil-cree/>

Asimismo ver: <https://telescopi.upc.edu/detalle-de-buenas-practicas?numero=147>

Página oficial del Ministerio de Educación de Brasil, disponible en: <https://www.gov.br/mec/pt-br>

Página oficial de Learning Intelligent System (LIS), disponible en: <https://lis-project.research.uoc.edu/about-lis/>

Página oficial de Arizona State University, disponible en: <https://eadvisor.asu.edu/institutions>

Página oficial de la plataforma Lixandria, disponible en: <https://lixandria.cl/story/reducedesercion>

.UBA 200



IALAB

UBA #1 Iberoamérica ranking QS