



Ciencia Latina Revista Científica Multidisciplinar, Ciudad de México, México.
ISSN 2707-2207 / ISSN 2707-2215 (en línea), julio-agosto 2026,
Volumen 10, Número 4.

https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v10i4

MODELO DE GESTIÓN DE RIESGOS USANDO APRENDIZAJE AUTOMÁTICO Y ANÁLISIS DE DATOS PARA LA ESCUELA DE POSGRADO DE LA UNS

**RISK MANAGEMENT MODEL USING MACHINE LEARNING
AND DATA ANALYTICS FOR THE GRADUATE SCHOOL OF
THE UNIVERSIDAD NACIONAL DEL SANTA**

Lizbeth Dora Briones Pereyra
Universidad Nacional del Santa

Carlos Eugenio Vega Moreno
Universidad Nacional del Santa

Camilo Ernesto Suarez Rebaza
Universidad Nacional del Santa

DOI: https://doi.org/10.37811/cl_rcm.v10i4.25955

Modelo de gestión de riesgos usando aprendizaje automático y análisis de datos para la escuela de posgrado de la UNS

Lizbeth Dora Briones Pereyra¹lbriones@uns.edu.pe<https://orcid.org/0000-0003-0626-7227>

Universidad Nacional del Santa

Perú

Carlos Eugenio Vega Morenocvega@uns.edu.pe<https://orcid.org/0000-0003-2955-0674>

Universidad Nacional del Santa

Perú

Camilo Ernesto Suarez Rebazacsuarez@uns.edu.pe<https://orcid.org/0000-0002-6870-4296>

Universidad Nacional del Santa

Perú

RESUMEN

La Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional del Santa cumple un rol fundamental en la formación de profesionales especializados, es por ello que es muy importante cuidar la seguridad, integridad de la información juntamente con la infraestructura, Uno de los **problemas** que atraviesa la escuela de posgrado que es mantener la seguridad de los riesgos que existen día a día. El **objetivo** de la investigación es desarrollar un modelo de gestión de riesgos aplicando las normas ISO 31000 y usando análisis de datos que permitirá mitigar los riesgos en la escuela de posgrado de la UNS. La **metodología** que se utilizó el enfoque mixto, integrando métodos cualitativos y cuantitativos. Los **resultados** del estudio desarrollado permitieron construir una matriz con 29 riesgos clasificados en siete categorías, de los cuales 7 son críticos concentrándose principalmente en aspectos estratégicos, financieros y regulatorios. El riesgo más relevante corresponde a la insuficiencia presupuestal, seguido por la captación de estudiantes, cumplimiento de estándares SUNEDU y falta de docentes con grado de doctor. Las medidas de control propuestas permiten proyectar una reducción cercana al 60% del riesgo residual. Al aplicar el aprendizaje automático indica que la ejecución de los planes de mitigación permitiría reducir progresivamente la severidad promedio institucional desde 15.67 hasta aproximadamente 6.33 puntos, representando una disminución cercana al 60% del riesgo global que coincide con la evaluación del riesgo residual.

Palabras clave: Gestión de riesgos; aprendizaje automático; análisis de datos; mitigar riesgos.

¹ Autor principal

Correspondencia: lbriones@uns.edu.pe

Risk Management Model Using Machine Learning and Data Analytics for the Graduate School of the Universidad Nacional del Santa

ABSTRACT

The Graduate School of the National University of Santa plays a key role in training specialized professionals, which is why it is very important to take care of security and information integrity along with the infrastructure. One of the problems the graduate school faces is maintaining the security of the risks that exist every day. The goal of the research is to develop a risk management model by applying ISO 31000 standards and using data analysis, which will help mitigate risks at the UNS graduate school. The methodology used was a mixed approach, integrating both qualitative and quantitative methods. The results of the study allowed the construction of a matrix with 29 risks classified into seven categories, of which 7 are critical, focusing mainly on strategic, financial, and regulatory aspects. The most relevant risk is budget shortfall, followed by student enrollment, compliance with SUNEDU standards, and the lack of teachers with a doctoral degree. The proposed control measures suggest a projected reduction of about 60% in residual risk. Using machine learning, it shows that executing mitigation plans would gradually reduce the average institutional severity from 15.67 to around 6.33 points, representing a decrease of roughly 60% of the overall risk, which aligns with the residual risk assessment.

Keywords: Risk management; machine learning; data analysis; risk mitigation.

*Artículo recibido 20 julio 2026
Aceptado para publicación: 20 agosto 2026*



INTRODUCCIÓN

El desarrollar el aprendizaje automático constituye una herramienta complementaria a la metodología ISO 31000 para la gestión de riesgos. Mediante técnicas de clasificación basadas en árboles de decisión, es posible analizar las variables de probabilidad e impacto identificadas en la matriz de riesgos para predecir el nivel de criticidad de los eventos evaluados. Esta capacidad predictiva proporciona información útil para priorizar acciones de mitigación y fortalecer el proceso de toma de decisiones en la Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional del Santa.

Para lograr este objetivo se tuvo que identificar el objeto de estudio siendo, el objeto de la investigación los riesgos encontrados en la escuela de posgrado, para poder analizarlos y mitigarlos.

Estos objetivos pretenden resolver el problema de investigación formulado como: ¿El modelo de gestión de riesgos usando análisis de datos permitirá, mitigar los riesgos en la Escuela de Postgrado de la UNS?. Se planteó la hipótesis: desarrollar un modelo de gestión de riesgos usando análisis de datos que permitirán mitigar los riesgos en la Escuela de Postgrado de la UNS.

La investigación tiene como principal objetivo desarrollar un modelo de gestión de riesgos aplicando la norma ISO 31000 y usando análisis de datos que permitirá mitigar los riesgos en la escuela de postgrado de la UNS. Siendo los objetivos específicos: Identificar y analizar los riesgos en la escuela de postgrado de la UNS, identificar los riesgos con alto puntaje critico que podrían afectar a la Escuela de postgrado de la UNS, realizar una Matriz de evaluación riesgos y presentar un tratamiento para mitigar los riesgos más críticos.

Para alcanzar el propósito de esta investigación, se formula la hipótesis de investigación que al desarrollar un modelo de gestión de riesgos usando aprendizaje automático y análisis de datos permitirá mitigar los riesgos en la Escuela de Postgrado de la UNS.

El método de investigación utilizado es la observación, según el diseño de investigación, el estudio es de tipo descriptivo y emplea un enfoque mixto, integrando métodos cualitativos y cuantitativos ya que se hace uso de diversas variables ponderadas y uso de matrices. La presente investigación se justifica socialmente porque contribuirá al fortalecimiento institucional y al prestigio de la escuela de posgrado de la Universidad Nacional del Santa. La implementación de un modelo de gestión de riesgos basado en la norma ISO 31000, complementado con técnicas de análisis de datos y aprendizaje automático,



permitirá identificar, evaluar y priorizar los riesgos que pueden afectar el cumplimiento de los objetivos académicos, administrativos y financieros de la institución.

Asimismo, la predicción de riesgos facilitará la toma de decisiones oportunas y la aplicación de medidas preventivas y correctivas dirigidas a reducir la probabilidad de ocurrencia y el impacto de los riesgos más críticos. De esta manera, se contribuirá a mejorar la calidad del servicio educativo, proteger los recursos institucionales, garantizar la continuidad de las actividades académicas y fortalecer la confianza de estudiantes, docentes y personal administrativo en la gestión de la Escuela de Posgrado.

En lo que respecta a la literatura, el marco teórico, la teoría

La gestión de riesgos, es un proceso fundamental para cualquier organización, ya que permite identificar, evaluar y tratar los riesgos que pueden afectar su misión, objetivos y operaciones (ISO 31000:2018).

La ISO 31000 (2018) define el riesgo como el efecto de la incertidumbre sobre los objetivos organizacionales, pudiendo ser negativo amenaza o positiva oportunidad, su objetivo principal es mejorar la toma de decisiones, incrementar la probabilidad de alcanzar los objetivos y fortalecer la gobernanza organizacional mediante un enfoque sistemático y proactivo frente a la incertidumbre.

Respecto a los modelos de gestión de riesgos, existen varios modelos de gestión de riesgos, entre ellos: 1. Modelo de gestión de riesgos de la ISO 31000 (2018), que establece un enfoque sistemático y estructurado para la gestión de riesgos., 2. Modelo de gestión de riesgos de la COSO (2017), que establece un enfoque integral para la gestión de riesgos. Siendo las etapas gestión de riesgos: 1. Identificación de riesgos, 2. Evaluación de riesgos, 3. Tratamiento de riesgos , 4. Monitoreo y revisión de riesgos.

Las herramientas y técnicas de gestión de riesgos son entre ellas: 1. Análisis de riesgos, 2. Evaluación de impacto, 3. Análisis de sensibilidad, 4. Simulación de riesgos (ISO 31000, 2018).

La matriz de riesgos es una herramienta utilizada para evaluar y priorizar riesgos en una organización los componentes de la matriz de riesgos se componen de los siguientes componentes: 1. Probabilidad de ocurrencia: se refiere a la probabilidad de que un riesgo se materialice, 2. Impacto: se refiere al efecto que tendría un riesgo en la organización si se materializara, 3. Nivel de riesgo: se refiere al resultado de combinar la probabilidad de ocurrencia y el impacto de un riesgo. La evaluación del riesgo consiste en

comparar los resultados del análisis con los criterios de riesgo establecidos por la organización, con el fin de determinar cuáles requieren tratamiento prioritario y cuáles pueden ser aceptados o monitoreados. Dado que los riesgos cambian con el tiempo, el monitoreo debe ser continuo y planificado. Comprende el seguimiento de los controles implementados y la vigilancia del contexto para detectar cambios que modifiquen la exposición (Ramírez y Ortiz, 2011). El tratamiento del riesgo es el proceso iterativo de seleccionar e implementar opciones para abordar los riesgos evaluados. La selección implica equilibrar los beneficios de reducir el riesgo frente a los costos de implementación, y las opciones pueden combinarse entre sí (ISO, 2018).

El riesgo residual que permanece tras el tratamiento debe documentarse y monitorearse, considerando además que el propio tratamiento puede introducir riesgos secundarios (ISO, 2018).

El análisis de datos es una técnica que permite extraer conocimientos y patrones de los datos (Hastie, Tibshirani, & Friedman, 2009).

El análisis de datos es el proceso de examinar y transformar datos en información útil y significativa para la toma de decisiones (Ridgers, 2020).

Aprendizaje Automático Machine Learning es una rama de la inteligencia artificial que permite a los sistemas informáticos aprender patrones a partir de los datos sin ser programados explícitamente para cada tarea específica. Mediante algoritmos matemáticos y estadísticos, los modelos pueden identificar relaciones entre variables, realizar clasificaciones y generar predicciones que apoyan la toma de decisiones en diferentes contextos organizacionales (Mitchell, 1997).

Aprendizaje Automático en la Gestión de Riesgos, la aplicación del aprendizaje automático en la gestión de riesgos permite analizar grandes volúmenes de datos para identificar patrones que podrían indicar la ocurrencia futura de eventos adversos. (Bishop, 2006).

Modelos predictivos son técnicas analíticas que utilizan información histórica para estimar la probabilidad de ocurrencia de eventos futuros. (Han et al., 2022).

Árboles de Decisión constituyen una de las técnicas más utilizadas en aprendizaje automático debido a su facilidad de interpretación. Este algoritmo genera reglas lógicas basadas en características de entrada para clasificar o predecir resultados. En gestión de riesgos, permiten determinar cómo variables como la probabilidad y el impacto influyen en la severidad del riesgo identificado (Quinlan, 1993).

Aprendizaje Supervisado es un método de entrenamiento en el que el algoritmo utiliza datos previamente etiquetados para aprender relaciones entre las variables de entrada y los resultados esperados. (Russell & Norvig, 2021).

Respecto a los antecedentes, en la escuela de posgrado existe un trabajo titulado, modelo para la predicción del éxito profesional en egresados de la UNS mediante aprendizaje automático basado en datos académicos y socioeconómicos, mas no que tenga que ver con analisis de riesgos. López Heredia, J. M. A. (2026).

METODOLOGÍA

Para el presente trabajo se usará un enfoque mixto cualitativo y cuantitativo ya que se hace uso de diversas variables ponderadas y uso de matrices

Población y Muestra

- Población

La población sería el personal docente, administrativo y alumnos de la escuela de postgrado,

- Muestra

La muestra seria probabilístico, donde el investigador escoge de acuerdo a su conveniencia, seria 10 docentes, 10 estudiantes y 2 administrativos de la escuela de posgrado, siendo un total de 22 personas.

- Variables de Estudio

Variable Independiente: Modelo de Gestión de Riesgos usando Aprendizaje Automático y Análisis de Datos.

Variable Dependiente: Mitigación de Riesgos en la Escuela de Posgrado de la UNS.

Técnicas e Instrumentos de Recolección de Datos

Para la recopilación de la información se utilizaron dos técnicas: Observación, Encuestas.

Para las técnicas estadísticas se utilizará el Power Bi que es una herramienta de análisis de datos, luego de procesar los datos se observará y analizará los resultados para mostrar la predicción de los riesgos que puedan existir y poder plantear soluciones, para el procedimientos para la recolección de datos serán los siguientes: Revisar la información obtenida de posgrado, realizar entrevistas o encuestas a los



administrativos, docentes y alumnos de posgrado, aplicar la metodología del análisis de riesgos, analizar la información recopilada de la matriz de riesgos, crear un plan de tratamiento para mitigar los riesgos, aplicar Power BI a los datos obtenidos para la predicción de riesgos, mostrar la predicción de datos, aplicar el aprendizaje automático para la predicción de riesgos, y por ultimo los aspectos éticos y regulatorios como la protección de datos, transparencia y rendición de cuentas, no discriminación y equidad, respeto a la propiedad intelectual, seguridad y protección de la información:

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Para mostrar los resultados se analizó La Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional del Santa y se aplicó la metodología de Gestión de riesgos, usando la norma ISO 31000, para luego aplicar el análisis de datos usando Power BI y realizar una predicción de los riesgos.

Tabla 1

Análisis de la Lista de riesgos por tipo de riesgos

Tipo de Riesgo	Núm.	Nombre del Riesgo
Riesgos Estratégicos	1	Falta de alineación de los programas de posgrado con las necesidades del mercado laboral regional.
	2	Baja demanda de estudiantes por escasa difusión y posicionamiento institucional.
	3	Incumplimiento de condiciones básicas de calidad exigidas por la SUNEDU para el licenciamiento de programas de posgrado.
	4	Dependencia de docentes sin el grado mínimo exigido para dictar en sus diferentes niveles de maestría o doctorados.
	5	Ausencia de convenios interinstitucionales vigentes con universidades nacionales e internacionales.
Tipo de Riesgo	Núm.	Nombre del Riesgo
	6	Retrasos en la entrega de grados y títulos por procesos administrativos lentos o burocráticos.

	7	Infraestructura física insuficiente o inadecuada para el dictado de clases de posgrado.
Riesgos Operativos	8	Plan de estudio, curricular desactualizadas de maestrías y doctorados.
	9	Inadecuada gestión de la documentación académica y administrativa.
	10	Rotación frecuente del personal administrativo del área.

Tipo de Riesgo	Núm.	Nombre del Riesgo
	11	Presupuesto institucional insuficiente asignado al área de posgrado.
	12	Morosidad o deserción de estudiantes que afecta los ingresos propios de la unidad.
Riesgos Financieros	13	Dependencia del financiamiento del Estado sin fuentes alternativas de ingresos.
	14	Irregularidades en la gestión de pagos de pensiones y tasas académicas.

Tipo de Riesgo	Núm.	Nombre del Riesgo
	15	Incumplimiento de la Ley Universitaria N° 30220 en requisitos para programas de posgrado.
	16	No acreditación de los programas ante organismos como el SINEACE.
Riesgos de Cumplimiento / Legales	17	Riesgo de sanciones por parte de la SUNEDU ante observaciones no levantadas.
	18	Contratación de docentes sin el perfil requerido (grado de maestro o doctor).

Tipo de Riesgo	Núm.	Nombre del Riesgo
	19	Plataformas virtuales (Campus Virtual) con fallas técnicas o desactualizadas.

Riesgos Tecnológicos	20	Insuficiente conectividad a internet en el campus para el desarrollo de clases híbridas o virtuales.
	21	Riesgo de pérdida o filtración de datos de estudiantes y docentes (ciberseguridad).
	22	Falta de capacitación docente en el uso de herramientas tecnológicas educativas.

Tipo de Riesgo	Núm.	Nombre del Riesgo
Riesgos de Imagen / Reputacionales	23	Quejas o denuncias públicas de estudiantes por mala calidad del servicio educativo.
	24	Publicaciones negativas en redes sociales que afecten la matrícula.
	25	Escándalos por posibles irregularidades en procesos de admisión o evaluación.

Tipo de Riesgo	Núm.	Nombre del Riesgo
Riesgos de Contexto Externos	26	Falta de un plan de contingencia para Sismos u otros desastres naturales propios de la región Ancash que afecten la continuidad académica.
	27	Cambios normativos abruptos del MINEDU o SUNEDU que obliguen a reestructurar programas.
	28	Crisis económicas regionales que reduzcan la capacidad de pago de los estudiantes.

Nota. Luego de identificar los riesgos, se realizó un análisis de riesgos en la escuela de posgrado de la UNS, en el cual se Priorizaron Riesgos Críticos, tras la aplicación de la metodología de evaluación cuantitativa a los escenarios de riesgo identificados, se procedió a clasificar los resultados según su nivel de exposición (**Probabilidad × Impacto**). De acuerdo con los umbrales definidos en el marco metodológico, aquellos riesgos que alcanzan una puntuación igual o superior a 15 puntos se catalogan formalmente bajo el nivel de "**Inaceptable**".

Esta categoría agrupa a las amenazas más críticas que demandan una intervención institucional prioritaria e inmediata, dado que comprometen directamente la sostenibilidad financiera, el cumplimiento normativo y la excelencia académica de la organización.

Tabla 2

Identificación de los riesgos críticos en la Escuela de Posgrado

Riesgo	Descripción	Probabilidad	Impacto	Severidad	Impacto Crítico
R1	Pérdida de relevancia de los programas de posgrado al no responder a las necesidades del mercado laboral regional.	4	4	16	Baja inserción laboral de egresados, Obsolescencia profesional y pérdida de prestigio y competitividad frente a otras universidades.
R2	Disminución en la captación de estudiantes por difusión y posicionamiento institucional insuficientes	4	4	16	Bajas tasas de matrícula y ratios financieros negativos, cierre de programas por inviabilidad económica, pérdida de talento humano docente e investigador.
R3	Incumplimiento de las condiciones básicas de calidad exigidas por la SUNEDU para el licenciamiento de programas de posgrado.	5	3	15	Denegación de licencias institucionales, obligando al cierre progresivo de actividades académicas de la EPG.
R4	Compromiso de la calidad académica por dependencia excesiva de docentes sin el grado de doctor requerido.	4	4	16	Aumento de la deserción estudiantil, deterioro severo de la reputación de la escuela y multas del ente regulador.

R6	Retrasos en la entrega de grados y títulos por procesos administrativos lentos o burocráticos.	4	4	16	Insatisfacción estudiantil; retrasos en inserción laboral
R11	Insuficiencia del presupuesto institucional asignado a la EPG para cubrir sus necesidades operativas y académicas básicas debido a la alta dependencia de recursos ordinarios y restricciones presupuestales del Estado.	4	4	16	Paralización forzosa de la inversión en infraestructura tecnológica y congelamiento de la apertura de nuevas maestrías.
R26	Sismos u otros desastres naturales propios de la región Ancash que afecten la continuidad académica.	3	5	15	Interrupción total de actividades académicas; daños a infraestructura

Nota. El contenido de los riesgos muestra que la principal preocupación de la Escuela de Posgrado no se limita a aspectos operativos, sino que se concentra en su capacidad para mantener la calidad académica, asegurar su sostenibilidad financiera, preservar el cumplimiento normativo y fortalecer su competitividad en el mercado educativo. Los riesgos relacionados con la pertinencia de los programas, la captación de estudiantes, el cumplimiento de estándares de calidad y la disponibilidad de recursos económicos conforman un conjunto de amenazas estratégicas que podrían comprometer el crecimiento y la permanencia de la Escuela en el largo plazo. Asimismo, los riesgos administrativos y los asociados a desastres naturales resaltan la importancia de desarrollar capacidades institucionales para garantizar la continuidad y eficiencia de los servicios académicos.

Tabla 3*Matriz de análisis de probabilidad por impacto*

Posibilidad de Ocurrencia	5	MUY ALTO	5	10	R3, R26 (15)	20	25
	R1, R2, R4, R6, R11 (16)						
	4	ALTO	4	8	12	20	
	3	MEDIO	3	6	9	12	15
	2	BAJO	2	4	6	8	10
	1	MUY BAJO	1	2	3	4	5
				INSIGNIFICANTE	MENOR	MODERADO	MAYOR
				E	R	O	CATASTRÓFICO
				1	2	3	4
				5			
IMPACTO							

Nota: La matriz de evaluación evidencia que los riesgos identificados se concentran en niveles altos de exposición. Los riesgos R1, R2, R4, R6 y R11 alcanzan una valoración de 16, mientras que los riesgos R3 y R26 obtienen una valoración de 15. Estos resultados indican una elevada probabilidad de ocurrencia y un impacto significativo sobre los objetivos institucionales, por lo que requieren la implementación prioritaria de medidas de control, monitoreo continuo y estrategias de mitigación que permitan reducir su nivel de exposición a rangos aceptables.

Se aplicó el tratamiento de los riesgos de la Escuela de Posgrado de la UNS, en el cual se realizó la evaluación del riesgo residual. Una vez definidas las estrategias de respuesta para las amenazas más críticas, es necesario medir qué tan efectivas serán. En la gestión de riesgos, a esto se le conoce como evaluar el riesgo residual; es decir, el nivel de peligro que permanece en la institución después de aplicar los nuevos controles y mitigaciones de este informe.

Tabla 4*Evaluación y Proyección del Riesgo Residual*

Núm.	Descripción del Riesgo	Acción de Tratamiento Aplicada	Probabilidad	Impacto	Severidad	Estado Final
		Implementación de un fondo de contingencia				
	Insuficiencia del presupuesto institucional asignado a la EPG.	mediante la diversificación de ingresos (consultorías externas y maestrías autofinanciadas).	2	4	8	Tolerable (Mitigado)
R11		Creación de un programa				
	Compromiso de la calidad académica por falta de docentes con grado de doctor.	institucional de becas y convenios para que los docentes actuales financien sus estudios de doctorado.	2	3	6	Tolerable (Mitigado)
R4						
	Incumplimiento de las Condiciones Básicas de Calidad ante la SUNEDU.	Creación de un Comité Técnico Permanente de Control	1	5	5	Aceptable (Controlado)



Calidad
Académica que
realiza auditorías
internas
trimestrales.

Nota: Como se puede observar en el balance de la tabla, las acciones propuestas atacan directamente los puntos débiles de la Escuela de Posgrado. En el aspecto financiero y de calidad docente, las estrategias se enfocan en reducir la probabilidad de ocurrencia, ya que al abrir nuevas fuentes de ingresos y capacitar internamente al personal, disminuye drásticamente la frecuencia de estos problemas.

Por otro lado, frente al riesgo normativo ante SUNEDU, la fiscalización interna constante reduce las posibilidades de cometer faltas a un nivel mínimo ($P = 1$). Aunque el impacto de una sanción siempre seguirá siendo alto debido a la rigurosidad de la ley, mantener la probabilidad bajo control garantiza que la escuela opere en una zona segura y con un riesgo residual plenamente aceptable. Esto demuestra que las soluciones planteadas en este informe no son solo teóricas, sino que tienen un beneficio directo y medible para la estabilidad de la institución.

Análisis de Datos: Dashboard ejecutivo de riesgos: Evaluación y Proyección del Riesgo Residual

Tabla 5

Resumen General de Riesgos

Indicador	Valor
Total de riesgos identificados	29
Riesgos Inaceptables (Críticos)	7
Riesgos Importantes	16
Riesgos Moderados	6
Riesgos Aceptables	0
Riesgos Estratégicos	5
Riesgos Operativos	5
Riesgos Financieros	4
Riesgos Legales	4
Riesgos Tecnológicos	4

Riesgos Reputacionales	3
Riesgos Externos	4

Tabla 6

Distribución de Riesgos por Nivel

Nivel	Cantidad	%
Inaceptable	7	24%
Importante	16	55%
Moderado	6	21%
Aceptable	0	0%

Nota: Interpretación Ejecutiva: El 24% de los riesgos se encuentra en zona crítica, el 55% requiere seguimiento y planes de mitigación, Ningún riesgo se encuentra completamente controlado

Tabla 7

Top Riesgos Críticos

Ranking	Riesgo	Severidad
1	R1 Pertinencia de programas	16
2	R2 Captación de estudiantes	16
3	R4 Falta de docentes con doctorado	16
4	R6 Retraso de grados y títulos	16
5	R11 Presupuesto insuficiente	16
6	R3 Incumplimiento SUNEDU	15
7	R26 Sismos y desastres naturales	15

Riesgos Prioritarios para Rectorado

- Presupuesto institucional insuficiente.
- Licenciamiento y cumplimiento SUNEDU.
- Calidad académica docente.
- Atracción de nuevos estudiantes.



- Continuidad académica ante desastres.

Tabla 8

Mapa de Calor de Riesgos

Impacto \ Probabilidad	1	2	3	4	5
5	R17,R25,R29	R15,R21	R26,R3		
4		R14	R7,R12,R16,R18,R20,R23,R27,R28	R1,R2,R4,R6,R11	
3			R5,R8,R24	R9,R13,R19,R22	
2			R10		
1					

Nota: Leyenda: 15-25 = Inaceptable, 9-14 = Importante, 5-8 = Moderado, 1-4 = Aceptable

Tabla 9

Riesgos por Categoría

Categoría	Riesgos
	Críticos
Estratégicos	4
Operativos	1
Financieros	1
Legales	0
Tecnológicos	0
Reputacionales	0
Externos	1

Tabla 10*Estado del Riesgo Residual*

Riesgo	Inicial	Residual	Variación
R11	16	8	-50%
R4	16	6	-62.50%
R3	15	5	-66.70%

Nota: Los riesgos residuales es la reducción del riesgo después de aplicar los controles. La tabla muestra el porcentaje de lo que ha disminuido el riesgo.

Tabla 11*Indicador Global.*

Indicador	Valor
Severidad inicial promedio	15.67
Severidad residual promedio	6.33
Reducción alcanzada	59.60%

Nota: Las medidas propuestas reducen el riesgo crítico en aproximadamente 60%.

Semáforo Ejecutivo: Los riesgos críticos como R1 Pertinencia de programas, R2 Captación de estudiantes, R3 Cumplimiento SUNEDU, R4 Calidad docente, R6 Retrasos administrativos, R11 Presupuesto, R26 Desastres naturales, Riesgos Importantes R5, R7, R8, R9, R12, R13, R15, R16, R18, R19, R20, R21, R22, R23, R24, R27, R28, Riesgos Moderados R10, R14, R17, R25, R29.

Tabla 12*Indicadores KRI (Key Risk Indicators)*

Indicador Global	Resultado
% riesgos críticos	24%
% riesgos estratégicos	17%
% riesgos financieros críticos	14%
% riesgos mitigados	43%
% riesgos con tratamiento definido	100%
Riesgos residuales tolerables	67%



Riesgos residuales aceptables 33%

Tabla 13

Proyección del Riesgo Residual 2027-2029

Año	Índice Residual Promedio
2026	15.7
2027	11.2
2028	8.4
2029	6

Nota: Considerando la implementación de las acciones propuestas y tendencia esperada, disminución progresiva del riesgo institucional, mayor reducción en riesgos financieros y estratégicos, estabilización de riesgos regulatorios y de calidad académica.

Aplicación de Aprendizaje Automático para la Predicción de Riesgos

Al aplicar la metodología de la ISO 31000 y un análisis de dato, se implementó un modelo predictivo basado en aprendizaje automático y se utilizó el árbol de Decisión, Random Forest, Regresión Logística para clasificar el nivel de riesgo en la Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional del Santa. Para ello se utilizaron las variables: Tipo de riesgo, probabilidad de ocurrencia, nivel de impacto, nivel de exposición, nivel de riesgo y riesgo residual proyectado.

La base de datos fue estructurada con los 29 riesgos identificados y procesada mediante herramientas de análisis de datos empleando Power BI y técnicas de Machine Learning supervisado.

Se utilizó un modelo de clasificación basado en Árboles de Decisión (Decision Tree) debido a su facilidad de interpretación y aplicabilidad en entornos de gestión de riesgos. Siendo como un modelo exploratorio de apoyo a la toma de decisiones.

El modelo fue entrenado para clasificar los riesgos en cuatro categorías: aceptable, moderado, importante, inaceptable. La variable objetivo fue el nivel de riesgo obtenido de la matriz de evaluación, los resultados obtenidos muestran que las variables con mayor influencia en la predicción fueron: impacto del riesgo, probabilidad de ocurrencia, tipo de riesgo, riesgo residual, proyectado, asimismo, el modelo identificó que los riesgos: R1: Pertinencia de programas, R2: Captación de estudiantes, R3:

Cumplimiento SUNEDU, R4: Calidad docente, R6: Retraso en grados y títulos, R11: Presupuesto insuficiente, R26: Desastres naturales, presentan la mayor probabilidad de permanecer en la categoría "Inaceptable" si no se implementan las acciones de control propuestas.

Predicción institucional

La simulación realizada con el modelo indica que la ejecución de los planes de mitigación permitiría reducir progresivamente la severidad promedio institucional desde 15.67 hasta aproximadamente 6.33 puntos, representando una disminución cercana al 60% del riesgo global. Este resultado coincide con la evaluación del riesgo residual obtenida mediante la metodología ISO 31000, validando la utilidad del aprendizaje automático como herramienta de apoyo a la toma de decisiones

Árbol de Decisión: Variables de entrada, probabilidad, impacto, tipo de riesgo y variable de salida: Nivel de Riesgo: Moderado, Importante, Inaceptable.

Árbol de decisión para clasificación de riesgos

El modelo de aprendizaje automático identificó que las variables de mayor importancia para clasificar los riesgos fueron el impacto y la probabilidad de ocurrencia. Los nodos terminales muestran la categoría de riesgo esperada, permitiendo predecir si un nuevo evento será clasificado como moderado, importante o inaceptable.

Los resultados indican que los riesgos con impacto igual o mayor a 4 y probabilidad superior a 3 tienen alta probabilidad de ubicarse en la zona crítica de la matriz, coincidiendo con los riesgos R1, R2, R4, R6 y R11.

El modelo Random Forest

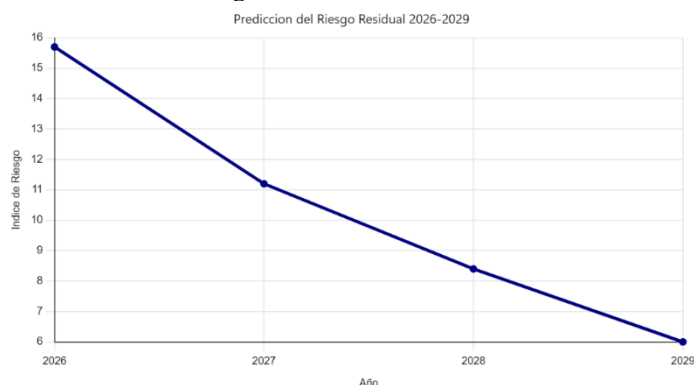
Se determinó que el impacto representa aproximadamente el 60% de la capacidad predictiva del modelo, mientras que la probabilidad representa el 40% restante. Esto evidencia que la severidad de las consecuencias constituye el principal factor para la clasificación de los riesgos institucionales.

Riesgo Residual

Usando el cuadro de la tendencia del riesgo residual con BI y aplicando el modelo predictivo, muestra una tendencia decreciente del índice de riesgo institucional, pasando de 15.7 puntos en 2026 a 6 puntos en 2029. Esto permite proyectar una reducción aproximada del 62%, producto de la implementación de las medidas de mitigación planteadas. Tomando como base la tabla 20, tenemos los

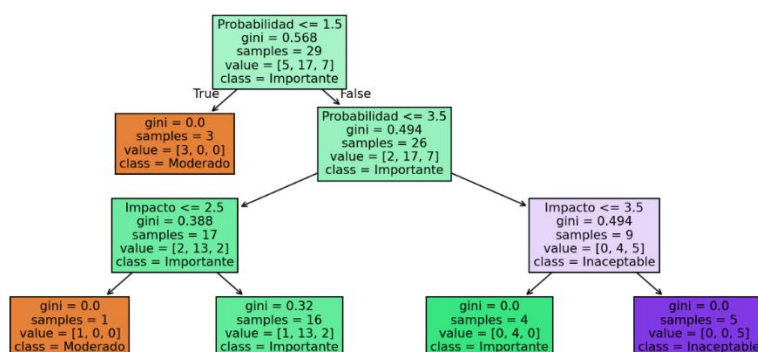
resultados del riesgo residual usando Python que es un lenguaje de programación que se utiliza comúnmente para el análisis de datos (Python Software Foundation, 2020).

Figura 1
Predicción del Riesgo Residual 2026-2029



Nota: La proyección obtenida muestra una tendencia decreciente del índice de riesgo institucional. El riesgo promedio pasa de 15.7 en 2026 a 6.0 en 2029, lo que representa una reducción aproximada del 62%. Este comportamiento evidencia que la implementación progresiva de las medidas de mitigación propuestas contribuiría significativamente a disminuir la exposición institucional y fortalecer la sostenibilidad de la Escuela de Posgrado.

Figura 2
Árbol de Decisión para Predicción de Riesgos
Árbol de Decisión para Predicción de Riesgos



Nota: El algoritmo de Árbol de Decisión utilizó las variables Probabilidad e Impacto para clasificar automáticamente los riesgos en las categorías Moderado, Importante e Inaceptable. Los resultados muestran que la probabilidad de ocurrencia constituye la principal variable de decisión del modelo. Cuando la probabilidad supera determinados umbrales y el impacto es alto, los riesgos tienden a clasificarse como Inaceptables, coincidiendo con los riesgos críticos identificados mediante la metodología ISO 31000.

Los resultados obtenidos demostraron que ambas variables poseen una alta capacidad predictiva para determinar si un riesgo puede clasificarse como Moderado, Importante o Inaceptable.

Adicionalmente, se realizó una proyección temporal del riesgo residual institucional para el período 2026-2029, observándose una reducción progresiva del índice de riesgo promedio como consecuencia de la implementación de las estrategias de mitigación propuestas.

DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos evidencian que la aplicación de la metodología ISO 31000 permitió identificar y evaluar de manera sistemática los riesgos que afectan a la Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional del Santa. Se identificaron 29 riesgos agrupados en siete categorías, observándose una mayor concentración de riesgos críticos en las dimensiones estratégica, financiera y regulatoria. Este hallazgo confirma que las principales amenazas para la sostenibilidad institucional no se encuentran únicamente en los procesos operativos, sino en factores que pueden comprometer la continuidad, competitividad y desarrollo futuro de la organización.

Los riesgos críticos identificados, relacionados con la insuficiencia presupuestal, la captación de estudiantes, el cumplimiento de las condiciones básicas de calidad exigidas por SUNEDU y la disponibilidad de docentes con grado de doctor, coinciden con los principales desafíos que enfrentan actualmente las instituciones de educación superior en América Latina. En este sentido, los resultados son consistentes con lo señalado por Hopkin (2018), quien sostiene que los riesgos estratégicos asociados a recursos, gobernanza y cumplimiento regulatorio suelen tener un impacto significativo sobre la capacidad institucional para alcanzar sus objetivos.

Asimismo, la evaluación mediante la matriz de probabilidad e impacto permitió determinar que siete riesgos alcanzan la categoría de inaceptables, lo que representa aproximadamente el 24% del total de riesgos identificados. Este porcentaje refleja una exposición institucional considerable y confirma la necesidad de establecer mecanismos permanentes de monitoreo y control. Los resultados obtenidos son coherentes con los principios de la ISO 31000 (2018), que señalan que la gestión del riesgo debe enfocarse en la identificación temprana de amenazas para facilitar la adopción oportuna de medidas preventivas.

La implementación de estrategias de tratamiento permitió proyectar una reducción del riesgo residual promedio desde 15.67 hasta 6.33 puntos, equivalente a una disminución cercana al 60%. Este resultado demuestra la efectividad potencial de las acciones propuestas, especialmente aquellas orientadas a la diversificación de fuentes de financiamiento, fortalecimiento de la calidad docente y creación de mecanismos de seguimiento del cumplimiento normativo. Estos hallazgos concuerdan con lo planteado por Hubbard (2020), quien afirma que los programas de gestión de riesgos generan valor cuando logran disminuir tanto la probabilidad de ocurrencia como el impacto de los eventos adversos.

Desde la perspectiva del análisis de datos, la utilización de Power BI permitió consolidar indicadores, tableros de control y reportes ejecutivos que facilitan el seguimiento de los riesgos institucionales. La visualización de la información proporcionó una comprensión más clara de la distribución de riesgos y de sus tendencias temporales, fortaleciendo el proceso de toma de decisiones. Este resultado confirma la importancia del análisis de datos como herramienta de soporte para la gestión institucional, tal como señalan Hastie, Tibshirani y Friedman (2009), quienes destacan que la transformación de datos en información útil constituye un elemento fundamental para la gestión moderna.

Por otra parte, la incorporación de técnicas de aprendizaje automático representa uno de los aportes más relevantes de la investigación. El modelo basado en Árboles de Decisión demostró que las variables probabilidad e impacto poseen una elevada capacidad predictiva para clasificar los riesgos en categorías de moderado, importante e inaceptable. Estos resultados coinciden con los estudios de Fahd et al. (2021) y Goren, Cohen y Rubinstein (2024), quienes encontraron que los algoritmos de aprendizaje automático permiten identificar patrones complejos y anticipar escenarios de riesgo en instituciones de educación superior.

La predicción realizada también evidenció que los riesgos relacionados con la pertinencia de los programas, captación de estudiantes, cumplimiento de estándares SUNEDU (2015), calidad docente, retrasos administrativos, insuficiencia presupuestal y desastres naturales presentan una alta probabilidad de mantener niveles críticos si no se implementan medidas correctivas. Esta capacidad de anticipación constituye una ventaja significativa frente a los enfoques tradicionales de gestión del riesgo, ya que permite actuar preventivamente antes de que ocurran eventos que puedan afectar el desempeño institucional.

Finalmente, la proyección temporal del riesgo residual para el periodo 2026-2029 mostró una tendencia decreciente del índice de riesgo institucional, pasando de 15.7 a 6 puntos. Esta reducción confirma que la integración de la metodología ISO 31000, el análisis de datos y el aprendizaje automático constituye un enfoque viable para fortalecer la gestión de riesgos en instituciones de educación superior. En consecuencia, los resultados obtenidos respaldan la hipótesis planteada en la investigación y demuestran que el modelo propuesto puede contribuir significativamente a mejorar la sostenibilidad académica, financiera, tecnológica y administrativa de la Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional del Santa.

CONCLUSIONES

1. Se identificaron y analizaron 29 riesgos institucionales agrupados en siete categorías: estratégicos, operativos, financieros, legales, tecnológicos, reputacionales y externos. El análisis evidenció que los riesgos estratégicos y financieros representan la mayor exposición para la Escuela de Posgrado, debido a su impacto directo sobre la sostenibilidad académica, económica y administrativa de la institución.
2. La evaluación permitió determinar siete riesgos críticos clasificados como inaceptables, siendo los más relevantes la insuficiencia presupuestal, la baja captación de estudiantes, el incumplimiento de las condiciones básicas de calidad exigidas por SUNEDU, la insuficiencia de docentes con grado de doctor, los retrasos en la entrega de grados y títulos y los riesgos asociados a desastres naturales. Estos riesgos constituyen las principales amenazas para el cumplimiento de los objetivos institucionales.
3. La aplicación de la matriz de evaluación basada en la metodología ISO 31000 permitió priorizar los riesgos según su nivel de probabilidad e impacto, facilitando la formulación de estrategias de tratamiento específicas para cada escenario identificado. Las acciones de mitigación propuestas lograron proyectar una reducción del riesgo residual cercana al 60%, trasladando los principales riesgos desde niveles inaceptables hacia niveles tolerables o aceptables y fortaleciendo la capacidad de respuesta institucional.
4. La implementación de técnicas de aprendizaje automático indica que la ejecución de los planes de mitigación permitiría reducir progresivamente la severidad promedio institucional desde 15.67 hasta aproximadamente 6.33 puntos, representando una disminución cercana al 60% del



riesgo global que coincide con la evaluación del riesgo residual. Mediante el algoritmo de árbol de decisión demostró que las variables de probabilidad e impacto poseen una alta capacidad predictiva para clasificar los riesgos en categorías de moderado, importante e inaceptable. Asimismo, las proyecciones realizadas evidenciaron una disminución progresiva del índice de riesgo institucional entre los años 2026 y 2029, confirmando la utilidad del aprendizaje automático como herramienta de apoyo para la toma de decisiones y la gestión preventiva de riesgos en la Escuela de Posgrado.

5. Se concluye que el modelo de gestión de riesgos basado en la norma ISO 31000, complementado con análisis de datos y aprendizaje automático, permitió identificar, evaluar, priorizar y mitigar eficazmente los riesgos de la Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional del Santa, validando la hipótesis de investigación y contribuyendo al fortalecimiento de la sostenibilidad académica, financiera, tecnológica y administrativa de la institución.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Bishop, C. M. (2006). Pattern recognition and machine learning. Springer.

Fahd, K., Venkatraman, S., Miah, S. J., & Ahmed, K. (2021). Application of machine learning in higher education to assess student academic performance, at-risk, and attrition: A meta-analysis of literature. *Education and Information Technologies*, 26, 6803-6833. <https://doi.org/10.1007/s10639-021-10741-7>

Goren, O., Cohen, L., & Rubinstein, A. (2024). Early Prediction of Student Dropout in Higher Education Using Machine Learning Models. *Proceedings of the International Conference on Educational Data Mining*.

Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction (2nd ed.). Springer

Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (2022). Data mining: Concepts and techniques (4th ed.). Morgan Kaufmann.

Hopkin, P. (2018). Fundamentals of risk management: Understanding, evaluating and implementing effective risk management (5th ed.). Kogan Page.

Hubbard, D. W. (2020). The failure of risk management: Why it's broken and how to fix it (2nd ed.).



John Wiley & Sons

International Organization for Standardization. (2018). ISO 31000:2018 Risk management: Guidelines.

ISO. <https://www.iso.org/standard/65694.html>.

ISO (2018). ISO 31000:2018. Gestión de riesgos. Principios y directrices.

López Heredia, J. M. A. (2026). Modelo para la predicción del éxito profesional en egresados de la UNS mediante aprendizaje automático basado en datos académicos y socioeconómicos [Tesis doctoral, Universidad Nacional del Santa, Escuela de Posgrado]. Repositorio Institucional UNS.

Mitchell, T. M. (1997). Machine learning. McGraw-Hill.

Python Software Foundation. (2020). Python. Recuperado de (link unavailable).

Quinlan, J. R. (1993). C4.5: Programs for machine learning. Morgan Kaufmann.

Ramírez, C., & Ortiz, B. (2011). Gestión de riesgos tecnológicos basada en ISO 31000. Ingeniería, 16(2), 56–66.

Superintendencia Nacional de Educación Superior Universitaria (SUNEDU). (2015). Modelo de licenciamiento y su implementación en el sistema universitario peruano. SUNEDU.

Ridgers, M. (2020, 5 de julio). 5 Big Trends in Data Analytics. KDnuggets. <https://www.kdnuggets.com/2020/07/5-big-trends-data-analytics.html>

Russell, S., & Norvig, P. (2021). Artificial intelligence: A modern approach (4th ed.). Pearson.

