

UNIVERSIDAD NACIONAL DANIEL ALCIDES CARRIÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA

ESCUELA DE FORMACIÓN PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS

Y COMPUTACIÓN



T E S I S

**Técnicas de análisis predictivo del ascenso de escala magisterial
utilizando minería de datos en la Unidad de Gestión Educativa Local**

Pasco, 2023

Para optar el título profesional de:

Ingeniero de Sistemas y Computación

Autores:

Bach. Anderson Aldair CHAGUA RAMON

Bach. Franklin Antolin RICALDI CASTRO

Asesor:

Mg. Melquiades Arturo TRINIDAD MALPARTIDA

Cerro de Pasco – Perú – 2024

UNIVERSIDAD NACIONAL DANIEL ALCIDES CARRIÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA

ESCUELA DE FORMACIÓN PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS

Y COMPUTACIÓN



T E S I S

**Técnicas de análisis predictivo del ascenso de escala magisterial
utilizando minería de datos en la Unidad de Gestión Educativa Local**

Pasco, 2023

Sustentada y aprobada ante los miembros del jurado:

**Mg. Teodoro ALVARADO RIVERA
PRESIDENTE**

**Mg. Lisbeth Gisela NEGRETE CARHUARICRA
MIEMBRO**

**Mg. Pit Frank ALANIA RICALDI
MIEMBRO**



INFORME DE ORIGINALIDAD
Universidad Nacional Daniel Alcides Carrión
Facultad de Ingeniería Unidad de Investigación

INFORME DE ORIGINALIDAD N° 160-2024-UNDAC/UIFI

La Unidad de Investigación de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional Daniel Alcides Carrión en mérito al artículo 23° del Reglamento General de Grados Académicos y Títulos Profesionales aprobado en Consejo Universitario del 21 de abril del 2022, La Tesis ha sido evaluado por el software antiplagio Turnitin Similarity, que a continuación se detalla:

Tesis:

**“TÉCNICAS DE ANÁLISIS PREDICTIVO DEL ASCENSO DE ESCALA MAGISTERIAL
UTILIZANDO MINERÍA DE DATOS EN LA UNIDAD DE GESTIÓN EDUCATIVA LOCAL
PASCO, 2023”**

Apellidos y nombres de los tesistas:

Bach. CHAGUA RAMON, Anderson Aldair

Bach. RICALDI CASTRO, Franklin Antolin

Apellidos y nombres del Asesor:

Mg. TRINIDAD MALPARTIDA, Melquiades Arturo

Escuela de Formación Profesional
Ingeniería Sistemas y Computación

Índice de Similitud
23 %

APROBADO

Se informa el Reporte de evaluación del software similitud para los fines pertinentes:

Cerro de Pasco, 26 de julio del 2024



Firmado digitalmente por MEJIA
CACERES Reynaldo FAU
20154605046 soft
Motivo: Soy el autor del documento
Fecha: 26.07.2024 11:27:38 -05:00

DEDICATORIA

Dedicamos esta tesis a nuestros padres y hermanos que con su dedicación y constante aliento son el motor que nos impulsa a esforzarnos y superarnos día a día. Vuestra confianza y ejemplo de perseverancia nos han enseñado el valor del trabajo arduo y la importancia de nunca rendirse.

AGRADECIMIENTO

Agradecemos primeramente a Dios por guiarnos a lo largo de nuestras vidas, regalarnos una vida llena de aprendizaje, experiencias y lo más importante Felicidad. Gracias a nuestra Universidad por convertirnos y ser profesionales en lo que más nos apasiona, agradecemos a cada maestro que hizo parte de este proceso de formación, y como recuerdo y prueba viviente en la historia, es esta tesis, que perdurará en los conocimientos y desarrollo de las otras generaciones que están por llegar.

Finalmente agradecemos a quien lee este apartado y más de nuestra tesis.

RESUMEN

El trabajo de investigación que realizamos se titula: “Técnicas de análisis predictivo del ascenso de Escala Magisterial utilizando Minería de Datos en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023”. Este tuvo como objetivo principal aplicar las técnicas de minería de datos para optimizar el análisis predictivo del ascenso de Escala Magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco. El diseño descriptivo utilizado busco describir y analizar de manera detallada y precisa las características de una población o muestra específica. La población y muestra del estudio incluyo a 438 docentes registrados en la base de datos Legix y en el sistema Nexus, quienes lograron vacantes para el ascenso de escala magisterial. A partir de los resultados obtenidos, se identificó que la técnica de Naive Bayes, con una precisión del 81%, es la herramienta más efectiva para la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023. Tras validar las técnicas de minería de datos, se confirmó que Naive Bayes es óptima para este propósito. En conclusión, la aplicación de técnicas de minería de datos ha demostrado ser eficaz para el análisis predictivo del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023.

Palabras Clave: Técnicas de análisis predictivo, Minería de datos, Ascenso de escala magisterial.

ABSTRACT

The research work we carried out is titled: "Predictive analysis techniques for the promotion of the Teaching Scale using Data Mining in the Pasco 2023 Local Educational Management Unit." The main objective of this was to apply data mining techniques to optimize the predictive analysis of the promotion of the Teaching Scale in the Pasco Local Educational Management Unit. The descriptive design used sought to describe and analyze in a detailed and precise manner the characteristics of a specific population or sample. The population and sample of the study includes 438 teachers registered in the Legix database and in the Nexus system, who achieved vacancies for promotion to the master's scale. From the results obtained, it was identified that the Naive Bayes technique, with an accuracy of 81%, is the most effective tool for predicting the ascent of master climbing in the Pasco 2023 Local Educational Management Unit. After validating the techniques of data mining, it is confirmed that Naive Bayes is optimal for this purpose. In conclusion, the application of data mining techniques has proven to be effective for the predictive analysis of the master's scale promotion in the Pasco 2023 Local Educational Management Unit.

Keywords: Predictive analysis techniques, Data mining, Master scale promotion.

INTRODUCCIÓN

El presente trabajo de investigación surge del interés de desarrollar un análisis predictivo del ascenso de escala magisterial mediante el uso de minería de datos en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023, Este responderá a las inquietudes de los docentes sobre los beneficios de ascender de escala.

Cada proceso publicado por el Ministerio de Educación (MINEDU), ya sea de nombramiento, contratos, designación o ascenso de escala, genera una gran cantidad de datos almacenados en las diferentes UGELs del país, las cuales forman parte de una Dirección Regional de Educación (DRE). En particular, en la ciudad de Pasco, conocida por ser el número uno en educación, la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023 tiene la responsabilidad de aprovechar estos datos para beneficiar a los docentes. Esto incluye tomar decisiones informadas y proporcionar acompañamiento pedagógico especializado basado en el desempeño de los docentes en los exámenes de ascenso de escala magisterial.

Este trabajo de investigación se estructura en los siguientes capítulos:

El primer capítulo titulado "Preguntas de investigación" aborda varios aspectos fundamentales para comprender el tema. Se inicia con la identificación y definición del problema de investigación, planteando de forma clara y precisa el problema a estudiar. Además, también se identificaron objetivos de investigación, justificaciones y limitaciones relacionadas con el proceso de investigación.

El Capítulo 2, "Marco Teórico", examina los antecedentes del tema a nivel internacional, nacional y local. Se exploran los fundamentos teóricos y científicos relevantes y se define la terminología básica que se utilizará a lo largo del curso. También se proponen hipótesis para guiar la exploración, identificación y definición de variables clave e indicadores asociados.

El Capítulo 3 "Métodos y métodos de investigación" describe el tipo y diseño de la investigación. Se describen las poblaciones y muestras estudiadas, así como los métodos e instrumentos de recogida de datos, así como los métodos de procesamiento

y análisis estadístico. Además, se discute la selección, validación y confiabilidad de los instrumentos de investigación, así como la dirección ética de la investigación.

En el Capítulo 4 "Resultados y Discusión" junto con otros autores presentamos, analizamos e interpretamos los resultados obtenidos. Finalmente, se detallan las conclusiones de la investigación, recomendaciones y bibliografía y los apéndices adjuntos complementan la información presentada a lo largo del artículo.

LOS AUTORES.

INDICE

DEDICATORIA	
AGRADECIMIENTO	
RESUMEN	
ABSTRACT	
INTRODUCCIÓN	
INDICE	

CAPITULO I

PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1.	Identificación y determinación del problema.....	1
1.2.	Delimitación de la investigación.	3
1.3.	Formulación del problema.....	3
1.3.1.	Problema general	3
1.3.2.	Problemas específicos	4
1.4.	Formulación de objetivos	4
1.4.1.	Objetivo general	4
1.4.2.	Objetivos específicos.....	4
1.5.	Justificación de la investigación	4
1.6.	Limitaciones de la investigación.....	5

CAPITULO II

MARCO TEÓRICO

2.1.	Antecedentes de estudio.....	6
2.2.	Bases Teóricas – Científicas.....	11
2.3.	Definición de términos básicos.....	24
2.4.	Formulación de Hipótesis.....	27
2.4.1.	Hipótesis General.....	27
2.4.2.	Hipótesis Específicas	27
2.5.	Identificación de Variables	27

2.6.	Definición Operacional de variables e indicadores.....	28
------	--	----

CAPITULO III

METODOLOGÍA Y TECNICAS DE INVESTIGACIÓN

3.1.	Tipo de investigación	29
3.2.	Nivel de investigación	29
3.3.	Métodos de investigación.....	29
3.4.	Diseño de investigación	30
3.5.	Población y muestra	30
3.6.	Técnicas e instrumentos de recolección de datos.....	31
3.7.	Selección, validación y confiabilidad de los instrumentos de investigación	31
3.8.	Técnicas de procesamiento y análisis de datos	32
3.9.	Tratamiento estadístico.....	32
3.10.	Orientación ética filosófica y epistémica.....	32

CAPITULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1.	Descripción del trabajo de campo	33
4.2.	Presentación, análisis e interpretación de resultados.....	34
4.3.	Prueba de Hipótesis.....	40
4.4.	Discusión de resultados	41
	CONCLUSIONES.....	43
	RECOMENDACIONES	44
	REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS	45
	ANEXOS	49

ÍNDICE DE CUADROS

CUADRO N° 1: Definición Operacional de Variables.	28
CUADRO N° 2: Población de estudio de la UGEL Pasco 2023.	30
CUADRO N° 3: Estadística de fiabilidad.	32
CUADRO N° 4: Técnicas de procesamiento.	32
CUADRO N° 5: Cursos de concurso.	34
CUADRO N° 6: Diccionario de datos.	35
CUADRO N° 7: Resultado de las técnicas de minería de datos.	40

ÍNDICE DE GRAFICOS

Gráfico N° 1: Ascenso de la Escala Magisterial.	2
Gráfico N° 2: Modelo Predictivo.....	13
Gráfico N° 3: Fases del modelo CRISP-DM.....	18
Gráfico N° 4: Datos de docentes.	36
Gráfico N° 5: Datos de docentes en SPSS.	36
Gráfico N° 6: Análisis Descriptivo de docentes.	37
Gráfico N° 7: Gráfico de barras de análisis descriptivos para docentes.	37
Gráfico N° 8: Reporte de Naive Bayes.....	38
Gráfico N° 9: Reporte de árbol de decisión J48.	39
Gráfico N° 10: Árbol de decisión.....	40

CAPITULO I

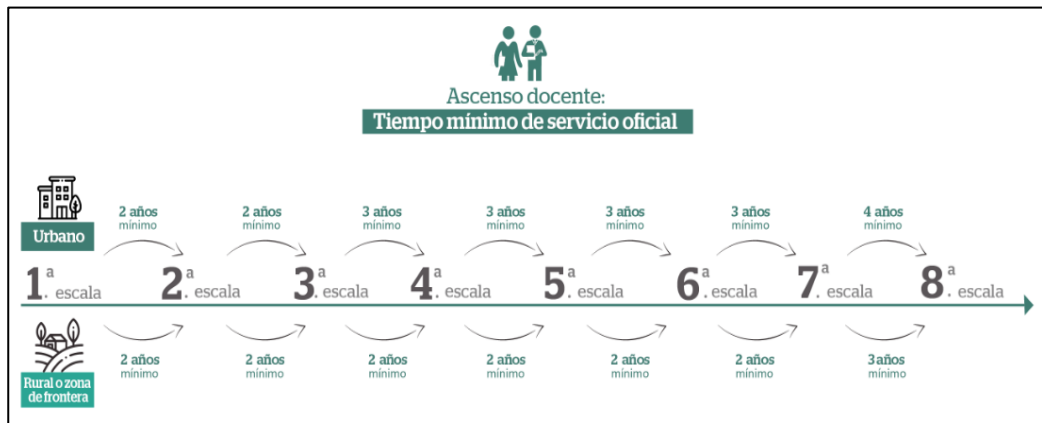
PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1. Identificación y Determinación del Problema.

Desde la entrada en vigencia de la ley N° 29944, conocida como la “Ley de la reforma magisterial”, vigente desde el 26 de noviembre del 2012 y reglamentada bajo el Decreto Supremo N° 004-2013-MINEDU, se unificaron los docentes de regímenes anteriores (Ley del Profesorado de 1984 y Ley de la Carrera Pública Magisterial de 2007) en un nuevo régimen laboral. Este nuevo régimen incluye ocho escalas magisteriales y establece aumentos remunerativos y condiciones específicas relacionadas con el tiempo de permanencia, formación académica y competencias pedagógicas diversificadas, teniendo como base el marco del buen desempeño del docente.

El artículo 26 de la Ley de Reforma Magisterial define el ascenso como el proceso de avance gradual a través de las escalas magisteriales, aumentando la remuneración y permitiendo a los docentes asumir cargos de mayor jerarquía. Este proceso se realiza mediante concursos públicos anuales.

Gráfico N° 1: Ascenso de la Escala Magisterial.



Nota. La figura 1 muestra un diagrama del tiempo mínimo de servicio necesario para el ascenso de escala magisterial. Existen dos categorías: urbano y rural. Para la categoría urbana, los docentes deben cumplir con un tiempo mínimo de servicio que varía entre 2 a 4 años para avanzar de una escala a otra. En la categoría rural el tiempo mínimo de servicio es consistente en 2 años para la mayoría de las escalas, con una excepción de 3 años en la última escala.

Sin embargo, este proceso enfrenta múltiples desafíos, incluyendo la falta de transparencia, equidad y eficiencia en la evaluación de los docentes. Las decisiones sobre el ascenso de escala se basan en diversos factores como el tiempo de servicio, la formación académica y las competencias pedagógicas, los cuales no siempre se manejan de manera óptima. Además, la carencia de herramientas avanzadas para el análisis de estos datos complica aún más la identificación de patrones y la predicción de resultados. Esto puede conducir a decisiones subóptimas y a la desmotivación del personal docente, dificultando la gestión efectiva, la identificación de puntos débiles y la planificación de mejoras necesarias.

El Ministerio de Educación ha señalado la necesidad de realizar modificaciones significativas en la práctica de la enseñanza y en los mecanismos de profesionalización docente, enfocándose en el saber pedagógico (Resolución Ministerial N° 0547-2012-MINEDU, 2012).

La determinación del problema central radica en la ineficiencia y falta de precisión en el proceso de ascenso de escala magisterial en la UGEL Pasco, debido a la ausencia de técnicas avanzadas de análisis de datos que permitan una evaluación predictiva y objetiva de los docentes. Esto genera una percepción de injusticia y afecta negativamente la moral y el desarrollo profesional de los docentes, además de impactar la calidad educativa. La implementación de un aplicativo informático que utilice minería de datos para detectar, estimar y predecir la probabilidad de ascenso de los docentes en la UGEL Pasco sería de gran apoyo para abordar estos desafíos.

1.2. Delimitación de la Investigación.

1.2.1. Delimitación Espacial

La investigación se realizó en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco.

1.2.2. Delimitación Temporal

El estudio se ejecutó por un espacio de seis meses desde Julio 2023 hasta diciembre del 2023 y durante ese tiempo se obtuvo la información correspondiente para la elaboración y presentación de los resultados.

1.2.3. Delimitación Conceptual

Para la investigación se revisó y analizó los conceptos relacionados con Técnicas de análisis predictivo y Minería de Datos.

1.3. Formulación del Problema

1.3.1. Problema General

¿Qué técnicas de minería de datos será óptimo para el análisis predictivo del ascenso de Escala Magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023?

1.3.2. Problemas Específicos

¿Cómo determinar las técnicas de minería de datos para identificar la mejor herramienta para la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023?

¿Cómo validar y determinar la fiabilidad al analizar las técnicas de minería de datos para la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023?

1.4. Formulación de Objetivos

1.4.1. Objetivo General

Utilizar las técnicas de minería de datos óptimas para el análisis predictivo del ascenso de Escala Magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023.

1.4.2. Objetivos Específicos

Determinar las técnicas de minería de datos para identificar la mejor herramienta para la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023.

Validar y determinar la fiabilidad al analizar las técnicas de minería de datos para la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023.

1.5. Justificación de la Investigación

La presente investigación se justifica porque tiene como finalidad usar las técnicas de análisis predictivo para predecir el ascenso de los docentes en la escala magisterial en la Unidad de gestión Educativa Local Pasco.

Al analizar una gran cantidad de datos con los algoritmos predictivos, se puede ser más preciso y objetivo, facilitando la toma de decisiones a las autoridades educativas. Esta toma de decisiones reducirá las percepciones de injusticia entre los docentes, fortaleciendo y motivando la satisfacción laboral de los educadores, beneficiando directamente a los estudiantes de Pasco.

1.5.1. Justificación Social.

Con el estudio de estas características es posible proporcionar a la entidad de estudio nuevas técnicas para predecir en la minería de datos.

1.5.2. Justificación Tecnológica.

Desde una perspectiva tecnológica, el proyecto utiliza nuevas tecnologías para permitir a las agencias obtener información confiable, simple, rápida y menos probable, brindando acceso oportuno a una gama más amplia de información.

1.6. Limitaciones de la Investigación

El estudio se centró únicamente en los docentes registrados en el sistema Legix y Nexus que cumplen con los requisitos para el ascenso de escala magisterial. No se tomaron en cuenta los registros de docentes cesantes (registrados en Legix) ni de docentes contratados (registrados en Nexus), quienes no son elegibles para este proceso de ascenso.

CAPITULO II

MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes de Estudio.

2.1.1. A Nivel Internacional

Según (Peña Torres, Sola Martinez, & Lopez Nuñez, 2017) en su trabajo de investigación titulado “Análisis de los factores de la deserción estudiantil en una facultad de las unidades tecnológicas de Santander, Bucaramanga, Colombia” Las Unidades Tecnológicas de Santander, Es una universidad y un líder local entre sus pares y, como ellos, sufre de una alta tasa de deserción que es una prioridad de investigación nacional y se ha convertido en un requisito de prueba obligatorio en el proceso de acreditación. . Las estadísticas muestran que la tasa de deserción escolar supera el 50%. La situación ha generado preocupación sobre las razones para abandonar la educación superior y las posibles alternativas para mejorar las tasas de retención. El proceso de investigación inicia con referentes teóricos que abordan el fenómeno de la deserción escolar siguiendo los lineamientos de un enfoque descriptivo mixto. Las herramientas de recolección de datos son cualitativas y cuantitativas y pueden lograr los resultados efectivos esperados, en primer lugar, son datos sistemáticos para identificar y priorizar las causas de la deserción escolar, en

segundo lugar, se analizan los datos, en tercer lugar, se proponen estrategias; ayudar a desarrollar objetivos y políticas de la agencia.

Según (Rodolfo, Parra Osorio, & Castrillón, 2016) en su trabajo de investigación titulado “Metodología para la Predicción del Grado de Riesgo Psicosocial en Docentes de Colegios Colombianos utilizando Técnicas de Minería de Datos” Se presenta la aplicación de la minería de datos en el diagnóstico de la evaluación psicosocial para determinar el grado de riesgo psicosocial en docentes de educación primaria en Colombia. Los datos se tomaron de 1.100 registros y correspondieron a valoraciones individuales. Los datos se revisan y limpian para su uso como entrada a la herramienta de exploración de datos WEKA. Se comparan los resultados obtenidos mediante métodos de minería de datos, árboles de clasificación J48 y Naive Bayes. Finalmente se obtuvieron características psicosociales predictivas con una validez del 91% frente a los diagnósticos clínicos. Se concluye que este instrumento puede ser utilizado como herramienta para prevenir el desarrollo de factores de riesgo psicosocial en docentes de educación primaria en Colombia.

Según (Cuji Chacha, 2016) en su trabajo de investigación titulado “Las técnicas de predicción y su incidencia en la detección de patrones de deserción estudiantil en la carrera de docencia en informática de la Facultad DE Ciencias Humanas y de la Educación de la Universidad Técnica de Ambato” El principal objetivo del estudio de deserción estudiantil es conocer el porcentaje de deserción en la carrera docente de informática del 2006 al 2015. (Knowledge Discovery) método dividido en cinco pasos: selección, procesamiento, transformación, exploración de datos e información. interpretación. Luego de aplicar el algoritmo se obtuvo un árbol de decisión con cuatro niveles de profundidad, lo que demuestra que las variables niveles y calificaciones tienen mayor impacto en la deserción estudiantil en la carrera. Finalmente, se derivaron cuatro reglas que se programaron y mostraron en una interfaz basada en web

que evalúa nuevos abandonos potenciales en la profesión docente de informática.

2.1.2. A Nivel Nacional

Según (Mandamiento Candia, 2022) en su trabajo de investigación titulado “Análisis Predictivo del ascenso de escala magisterial utilizando minería de datos en la Unidad de Gestión Educativa local de Tacna, 2015 – 2018” El objetivo es realizar un análisis predictivo del avance educativo en la Unidad de Gestión Educativa Local (UGEL) de Tacna del 2015 al 2018 mediante minería de datos. Para la aplicación de minería de datos, se utiliza el software 3.8.3 de University of Waikato Knowledge Analysis Environment (WEKA) como herramienta para ayudarnos a comprender qué algoritmo de predicción muestra el mejor porcentaje de predicción. La conclusión es que ampliar la educación es un tema amplio, pero realizamos un análisis predictivo que confirmó la efectividad de los algoritmos de aprendizaje automático utilizando variables personales, académicas y socioeconómicas. Se concluyó que no solo se deben tomar en cuenta las variables aceptadas, sino también otras variables que puedan tener más importancia, así como variables emocionales y contextuales externas, pero en este caso los 14 indicadores desarrollados deben considerarse primarios. También se concluyó que la técnica ideal es un algoritmo de árbol de decisión, es decir, un árbol de modelo lógico (LMT), que es un algoritmo que utiliza un método de proceso de minería de datos estándar interdisciplinario para predecir la mayor proporción de maestrías otorgadas (CRISP-DM).

Según (Espinoza Espinoza & Gutierrez Rivera, 2015) en su trabajo de investigación titulado “Sistema De Información Para La Toma De Decisiones, Usando Técnicas De Analisis Predictivo Para La Empresa lasacorp International S.A.” Una vez que tenga suficientes datos, puede comenzar a identificar patrones y construir modelos. Una vez que se construye un modelo, se puede

predecir. Hay muchas formas de predecir el futuro. De todos modos, es importante comprender que el objetivo del análisis predictivo es predecir situaciones que ocurrirán con cierta probabilidad. Por lo tanto, el objetivo del proyecto es implementar sistemas de información basados en análisis predictivo para apoyar al campo del marketing en el análisis de la información para tomar decisiones de manera más rápida y eficiente.

Según (Castro Porras & Hernández Nunahuanca, 2016) en su trabajo de investigación titulado “Implementación de un modelo predictivo basado en data mining y soportado por sap predictive analytics en retails” El objetivo es implementar modelos predictivos basados en minería de datos en negocios minoristas utilizando la herramienta SAP Predictive Analytics, centrándose principalmente en los procesos de planificación comercial. Para desarrollar el proyecto, realizamos investigaciones sobre el desarrollo de SAP Predictive Analytics, información relacionada con la implementación y configuración de la herramienta, y casos de éxito notables de su implementación en todo el mundo. Luego se analiza y comprende la información integrada, luego se configura e implementa el modelo de pronóstico en el negocio minorista utilizando información de ventas real basada en el algoritmo de pronóstico proporcionado por la herramienta. Además, la debida diligencia se realiza sobre la base de varios indicadores. Para este proyecto, considere los siguientes entregables: Un plan de proyecto que incluye los riesgos, suposiciones y limitaciones identificadas en el resumen final del proyecto, donde presentamos los modelos predictivos y los paneles resultantes de la implementación anticipada de análisis predictivos en SAP. negocio minorista y trabajo de investigación.

Según (Huamani Berrios, 2017) en su trabajo de investigación titulado “Evaluación de ascenso de escala magisterial y desempeño docente en la UGEL Huancayo” La investigación fue ejecutada con el propósito de establecer la relación entre la evaluación de ascenso de escala magisterial y el desempeño

docente en la Unidad de Gestión Educativa Local de Huancayo. Se aplicó el método descriptivo, con un diseño correlacional, en una muestra de 92 docentes. Los datos fueron obtenidos a través de la prueba pedagógica de 60 preguntas aplicadas por el MED y una escala para evaluar el desempeño docente que cuenta con 60 ítems. Se obtuvo como resultado la no correlación directa y significativa entre la evaluación de ascenso de escala magisterial y el desempeño docente, porque el rendimiento académico de los profesores que participaron en la evaluación de ascenso de escala no fue la óptima, en consecuencia, se aceptó la hipótesis nula.

Según (Bernuy Alva, 2018) en su trabajo de investigación titulado “Predicción Del Rendimiento Académico Mediante Minería De Datos En Estudiantes Del Primer Ciclo De La Escuela Profesional De Ingeniería De Computación Y Sistemas, Universidad De San Martín De Porres, Lima-Perú” El rendimiento académico es un tema que se ha estudiado durante mucho tiempo. Los estudiantes que ingresan a la universidad corren mayor riesgo de sufrir problemas de desempeño que pueden llevarlos al abandono. La minería de datos educativos aplica técnicas de minería de datos a la información generada por el sector educativo. El presente trabajo implica el uso de minería de datos para predecir el rendimiento académico de estudiantes de primer ciclo que ingresan a la Escuela de Ingeniería en Computación y Sistemas de la Universidad de San Martín de Porres. Se recogieron datos de 1304 participantes y se dividieron en tres factores: social, económico y académico. El pronóstico se realizó utilizando tres métodos: regresión lineal, árbol de decisión y máquina de vectores de soporte. Entre ellos, se utilizó el árbol de decisión para lograr el 82,87% de los mejores resultados. Entre diversos factores, los que tienen mayor impacto en el rendimiento académico son: resultado de los exámenes de ingreso, sexo, edad, método de admisión, distancia del hogar al centro de estudios. Utilice la minería de datos para predecir el rendimiento académico de

los participantes. Esto permite la identificación de participantes que pueden experimentar problemas en el estudio.

2.1.3. A Nivel Local

Según (Alania Ricaldi, 2018) en su trabajo de investigación titulado “Aplicación de técnicas de minería de datos para predecir la deserción estudiantil de la facultad de ingeniería de la Universidad Nacional Daniel Alcides Carrión” Las técnicas de clasificación, como árboles de decisión, reglas y redes bayesianas, se pueden aplicar a los datos académicos universitarios para predecir el comportamiento de los estudiantes, las puntuaciones de los exámenes, el abandono escolar, etc. Este pronóstico ayudará a las instituciones a identificar los abandonos y predecir los abandonos y otras actividades. C4.5 (J48) Se aplica un algoritmo de árbol de decisión a los datos de las calificaciones finales de los estudiantes para predecir si abandonarán la escuela. Los resultados del árbol de decisión predicen el número de estudiantes que probablemente abandonarán los estudios. Las instituciones pueden utilizar los resultados para tomar medidas que mejoren la toma de decisiones. Después de evaluar los datos sin procesar, se introduce un conjunto de datos de prueba en el sistema para analizar los resultados. Un análisis comparativo de los resultados muestra que las previsiones ayudan a identificar con mayor precisión las mejoras en los resultados. Para analizar la precisión del algoritmo, se comparó con el algoritmo de árbol aleatorio y se encontró que el algoritmo es igualmente efectivo en términos de la precisión del rendimiento académico de los estudiantes y el tiempo requerido para construir el árbol.

2.2. Bases Teóricas – Científicas.

2.2.1. Datos

Los datos son información básica sin procesar que describe eventos o entidades, guardados en formato digital para poder analizarlos y usarlos más adelante Fuente: (Elaboración Propia).

2.2.2. Información

La información se crea mediante el procesamiento y la organización de datos crudos, añadiéndoles contexto y significado para mejorar la comprensión y la toma de decisiones. Fuente: (Elaboración Propia).

2.2.3. Sistema

Según (Sommerville, 2011), un sistema es una colección intencionada de elementos interrelacionados de diferentes tipos que funcionan conjuntamente para alcanzar un objetivo específico.

2.2.4. Sistema de Información

Es un conjunto estructurado de componentes interrelacionados que recopilan, procesan y analizan datos para generar pronósticos o estimaciones sobre eventos futuros basados en patrones históricos y tendencias identificadas. Fuente: (Laudon & Laudon, 2014).

2.2.5. Base de Datos

Es un conjunto de datos organizados y almacenados electrónicamente en un sistema informático. Está diseñada para facilitar la recuperación, inserción, modificación y eliminación eficiente de datos, permitiendo así el análisis de grandes volúmenes de información para identificar patrones y realizar predicciones precisas. Fuente: (Kimball & Ross, 2013)

2.2.6. Sistema de Gestión de Base de Datos (SGBD)

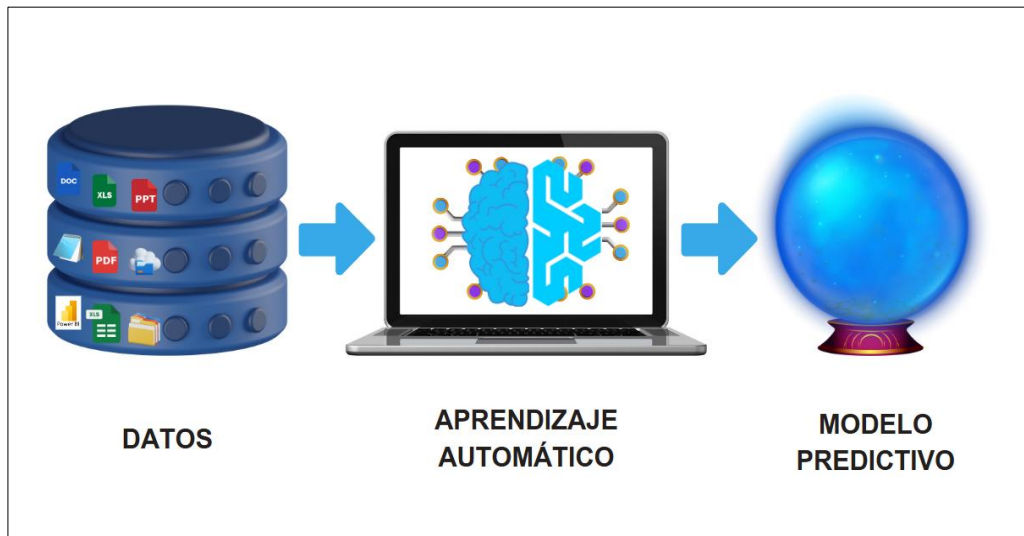
Según (Linoff & Berry, 2004) destacan que los SGBD son esenciales para almacenar y gestionar grandes volúmenes de datos. Además, facilitan la exploración de datos y la generación de modelos predictivos que mejoran la toma de decisiones en áreas como marketing, ventas y gestión de relaciones con clientes.

Esta perspectiva subraya la importancia fundamental de los SGBD no solo en el almacenamiento y gestión de datos, sino también en el apoyo al análisis predictivo mediante el uso de técnicas avanzadas de minería de datos.

2.2.7. Predicciones

Según (Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016) en su libro "Deep Learning", la predicción es cuando un modelo de inteligencia artificial toma datos nuevos y, basándose en lo que ha aprendido antes, adivina el resultado. Por ejemplo, si el modelo ha aprendido a reconocer fotos de gatos, cuando le das una nueva foto, intenta decirte si es un gato o no.

Gráfico N° 2: Modelo Predictivo.



Nota. La figura 1 ilustra el procesamiento de datos mediante algoritmos Machine Learning para la obtención de un modelo predictivo para realizar predicciones precisas. Fuente: (Autoría Propia).

Este comportamiento predictivo se puede utilizar para predecir la probabilidad de que una persona (en base a los datos que proporciona) actualice de cierta manera, por ejemplo: si comprará un producto, si cambiará de opinión, si solicitará un servicio. Después de ingresar la información de la persona y ejecutar el marco de predicción, se obtiene un resultado que muestra la probabilidad de que el modelo genere las condiciones detalladas.

2.2.8. Técnicas de Análisis Predictivo.

Se conceptualiza al análisis predictivo tal como se detalla: “Es una manera de análisis avanzado que busca datos almacenados para satisfacer la consulta;

¿Qué es probable que suceda en el futuro?” (Iberdrola, 2021).

El análisis predictivo es pieza importante de la minería de datos, que trata en separar los datos verdaderos y usándolo para la predicción de preferencia o patrones de conducta.

a) Técnicas de regresión

Los modelos de regresión son la piedra angular del análisis predictivo. Este método se basa en la creación de ecuaciones matemáticas como modelos para representar la interacción entre las distintas variables consideradas. Dependiendo de la situación, se pueden utilizar varios modelos diferentes durante el análisis predictivo.

- **Modelo de regresión lineal:** Los modelos de regresión lineal analizan la relación entre una variable dependiente o de respuesta y un conjunto de variables independientes o predictivas. Esta relación se expresa como una ecuación que predice la variable de respuesta como una función lineal de los parámetros. Ajuste estos parámetros para que se adapten mejor a su medida. Gran parte del trabajo de ajuste de modelos se centra en la reducción de errores y la distribución aleatoria de errores en relación con las predicciones del modelo. El objetivo de la regresión es seleccionar parámetros del modelo que minimicen la suma de errores al cuadrado. Esto se denomina mínimos cuadrados ordinarios y proporcionará la mejor estimación lineal de los parámetros objetivos si y sólo si se satisfacen los supuestos de Gauss-Markov. Una vez estimado el modelo, es necesario saber si las variables predictoras pertenecen al mismo. Esto se puede hacer probando la significancia

estadística de los coeficientes del modelo, que se pueden medir utilizando la estadística "t". Esto equivale a probar si el coeficiente es significativamente diferente de cero. En la siguiente figura se puede ver un ejemplo de una regresión lineal simple. En este caso, hay una variable dependiente y una variable independiente que produce una función lineal que predice el valor de la variable dependiente en función de la variable independiente. Se puede ver claramente como algunos valores de la variable dependiente son mayores que la función lineal resultante, mientras que otros valores son menores que la función lineal resultante, permitiendo que el modelo prediga el valor de la variable dependiente.

- **Análisis de supervivencia o duración:** El análisis de supervivencia es otro nombre para el análisis del tiempo hasta el evento. Estos métodos se desarrollaron principalmente en medicina y ciencias biológicas, pero también se utilizan ampliamente en ciencias sociales como economía e ingeniería (análisis de confiabilidad y tiempo de falla). La censura y la no normalidad son características de los datos de supervivencia que presentan dificultades al intentar analizar los datos utilizando modelos estadísticos tradicionales, como la regresión lineal múltiple. La distribución normal es una distribución simétrica que acepta valores tanto positivos como negativos, pero la duración en sí no puede ser negativa, por lo que no se puede asumir la normalidad cuando se trabaja con datos de duración/supervivencia. Por lo tanto, se viola el supuesto de normalidad del modelo de regresión. Se supone que, si los datos no están censurados, serán representativos de la población de interés. En el análisis de supervivencia, las observaciones censuradas ocurren cuando la variable dependiente de interés representa el tiempo hasta el último evento y la duración del estudio es limitada en el tiempo.

Un concepto importante en el análisis de supervivencia es la tasa de riesgo, que se define como la probabilidad de que ocurra un evento en el momento t dado el tiempo de supervivencia hasta el momento t . Otro concepto relacionado con la tasa de riesgo es la función de supervivencia, que se puede definir como la probabilidad del tiempo de supervivencia t .

- **Árboles de clasificación y regresión:** El Análisis Discriminante Óptico Jerárquico (Hierarchial Optimal Discriminat Analysis, HODA) Es una generalización del análisis discriminante óptimo que se puede utilizar para identificar el modelo estadístico que tiene la mayor precisión para predecir el valor de la variable categórica dependiente en un conjunto de datos que consta de variables categóricas y continuas. El resultado de HODA es un árbol que combina las intersecciones de variables categóricas y continuas para proporcionar la máxima precisión predictiva y una evaluación de la posible generalización cruzada del modelo estadístico. El análisis discriminante óptimo es una alternativa al ANOVA (análisis de varianza o análisis de varianza) y al análisis de regresión, que intenta representar la variable dependiente como una combinación lineal de otras características o medidas. Sin embargo, el análisis de varianza y el análisis de regresión obtienen una variable dependiente de variables numéricas, mientras que el análisis discriminante óptimo jerárquico obtiene una variable dependiente de variables categóricas. Los árboles de clasificación y regresión (CART) es una técnica de aprendizaje de árboles de decisión no paramétrica que produce árboles de clasificación o regresión, respectivamente, dependiendo de si la variable dependiente es una variable categórica o numérica. Un árbol de decisión consta de un conjunto de reglas basadas en variables en el conjunto de datos de modelado: • Las reglas

basadas en valores de variables se seleccionan para obtener la mejor partición para distinguir observaciones basadas en la variable dependiente. • Una vez que se selecciona la regla y el nodo se divide por la mitad, se aplica el mismo proceso a cada nodo "secundario", es decir, es un proceso recursivo. • La división se detiene cuando CART determina que no se pueden obtener más ganancias o se cumplen ciertas reglas de detención predeterminadas. Cada rama del árbol termina con un nodo terminal. Cada observación se refiere a un nodo terminal, y cada nodo terminal está definido de forma única por un conjunto de reglas.

2.2.9. Minería de Datos

En las últimas décadas, los avances tecnológicos nos han facilitado enormemente el acceso a grandes volúmenes de datos. Sin embargo, a pesar de esta facilidad de acceso, la tarea de resumir o sintetizar estos datos sigue siendo un desafío considerable. Este fenómeno ha dado lugar al desarrollo y consolidación de la minería de datos, una disciplina que permite extraer información significativa y patrones ocultos a partir de grandes conjuntos de datos. El cual puede definirse como el proceso de explorar grandes volúmenes de datos para descubrir patrones, relaciones y tendencias significativas mediante el uso de técnicas estadísticas, de aprendizaje automático y de inteligencia artificial (Fayyad, Piatetsky-Shapiro, & Smyth, 1996).

Según (Daniel T & Chantal D, 2016), el objetivo principal de la minería de datos es transformar datos brutos en información útil que pueda apoyar la toma de decisiones.

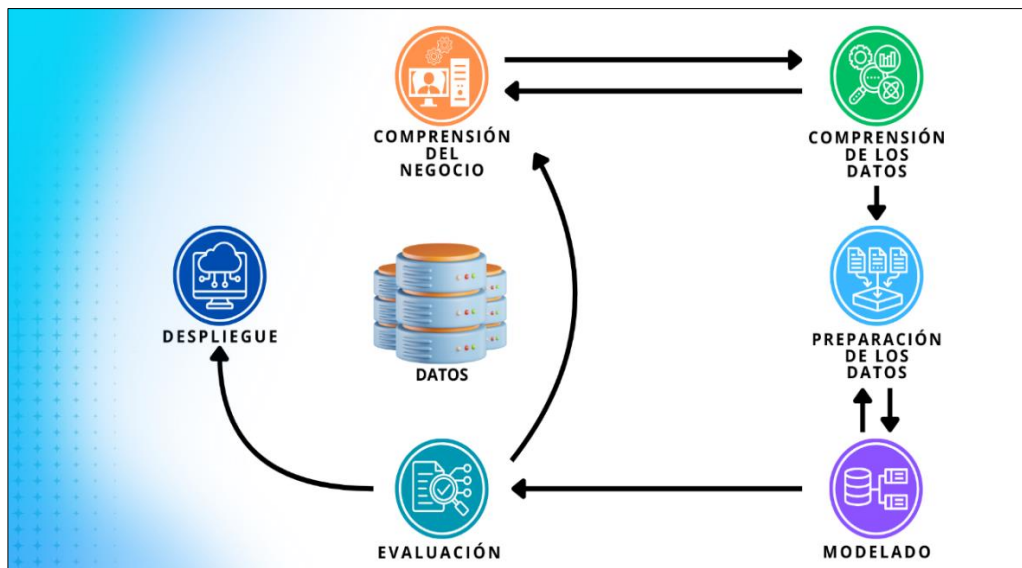
En el ámbito educativo, la minería de datos se ha convertido en una herramienta poderosa para mejorar la toma de decisiones y optimizar los procesos de gestión y evaluación (Han, Kamber, & Pei, 2012).

Esta investigación permitirá a la UGEL de Pasco comprender mejor las herramientas necesarias para analizar grandes volúmenes de datos e identificar tendencias y patrones. Estos hallazgos pueden contribuir a la formulación de políticas y prácticas educativas más efectivas.

2.2.10. CRISP – DM

Cross-Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM) Es una metodología y un modelo de proceso que establece una secuencia de seis responsabilidades principales para definir un marco de ciclo de vida de exploración de datos (Wirth y Hipp, 2000).

Gráfico N° 3: Fases del modelo CRISP-DM.



Nota. La figura 2 explica cómo sería el ciclo de vida de un proyecto de minería de datos llevando a cabo una metodología CRISP-DM. Fuente: (Autoría Propia)

La guía de CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) elaborada por Chapman y otros en el año 2000, describe de manera detallada cada uno de los procesos del modelo. Estos procesos son los siguientes:

- **Comprensión del negocio.**

Este primer paso se centra en comprender los objetivos y requisitos del proyecto desde una perspectiva empresarial, así como convertir este conocimiento en un problema de minería de datos bien definido.
- **Comprensión de los datos.**

Una vez definidos los objetivos empresariales, el siguiente paso es obtener y explorar los datos iniciales. Esto incluye actividades como la recolección de datos, la descripción de los datos, la exploración de los datos y la verificación de su calidad.
- **Preparación de los datos.**

En esta fase, los datos brutos son transformados y limpiados para construir el conjunto de datos final que será usado en los siguientes pasos. Este proceso incluye la selección de datos, limpieza, construcción de nuevos atributos, y la integración de datos.
- **Modelamiento.**

En esta etapa, se seleccionan y aplican diversas técnicas de modelado, ajustando los parámetros de los modelos para optimizarlos. A menudo, este proceso requiere regresar a la fase de preparación de datos para ajustar los datos según las necesidades del modelo.
- **Evaluación.**

Después de la modelación, se evalúan los modelos para asegurarse de que cumplen con los objetivos empresariales. Esto incluye revisar el proceso paso a paso, validando que los modelos logren los objetivos establecidos en la fase de comprensión del negocio.
- **Despliegue.**

Finalmente, los conocimientos adquiridos deben ser organizados y presentados de una manera que el cliente pueda usar. Según los requisitos del proyecto, esta fase puede implicar la generación de un informe final, la

implementación de un sistema de minería de datos en el entorno de producción, o simplemente la entrega del modelo creado.

2.2.11. Técnicas de Minería de Datos

Para González, (2018) Los algoritmos de clasificación intentan etiquetar todos los ejemplos eligiendo entre varios tipos diferentes. Estos algoritmos crean patrones predictivos a partir de información de instrucciones con etiquetas de funciones y categorías. Estos modelos de predicción utilizan tanto características aprendidas de los materiales de aprendizaje como materiales recién creados (no desarrollados previamente) para predecir etiquetas de categorías.

Los tipos de algoritmo de clasificación incluyen:

- **Regresión logística:**

La regresión logística es un algoritmo de clasificación que se utiliza para predecir el porcentaje absoluto de la variable dependiente. En la regresión logística, la variable dependiente es una variable binaria (González, 2018).

- **Vecinos más cercanos (KNN):**

El algoritmo KNN es un algoritmo de clasificación simple que puede proporcionar incluso resultados muy competitivos, y su clasificación es estable y versátil, lo que generalmente significa dispositivos de clasificación más complejos, como rutas de redes neuronales artificiales y vectores de soporte (González, 2018).

- **Máquinas de vectores de soportes (SVM):**

El algoritmo de SVM Son diferentes clasificadores creados disolviendo especificaciones de hiperplano. En otras palabras, el algoritmo propaga los datos de entrenamiento para crear un hiperplano mejorado que organiza eventos recientes (González, 2018).

- **Árboles de decisión clasificación:**

Es un algoritmo de aprendizaje supervisado que se utiliza principalmente para problemas de clasificación. En este método, dividimos los datos en dos o más subgrupos centrados en el discriminador más obvio de las variables de entrada y luego separamos las variables más importantes y sus valores (González, 2018).

- **Bosques aleatorios clasificación:**

Gonzales, (2018) Random Forest Este es un método de aprendizaje automático en evolución que realiza trabajos de regresión y clasificación. Además, desarrolla técnicas de reducción de dimensionalidad para manejar datos faltantes, datos irregulares y otras operaciones de exploración de datos necesarias. Es un método de aprendizaje conjunto que combina un conjunto de modelos débiles para formar un modelo robusto (González, 2018).

- **Algoritmo Logistic Model Tree:**

Aguilera y Subero, (2012) Dicen que es un algoritmo de clasificación (en una técnica de minería de datos) que combina dos métodos de aprendizaje: un modelo de árbol inductivo y un modelo de regresión logística basado en hojas. En esta hoja de trabajo del clasificador, realice un ajuste de mínimos cuadrados de regresión lineal del conjunto de parámetros a la variable numérica objetivo para crear un modelo de forma: $F(x)=B_0+\sum X_i B_j=B_t \cdot x$, donde x es un vector de entrada. Luego por cada clase evaluada en los nodos hojas se obtuvo una aproximación basada en el 100 % de correspondencia con la clase.

- **Clustering:**

Esta técnica agrupa datos similares en conjuntos llamados "clusters" para identificar patrones y segmentar la información.

- **Redes neuronales:**

Estas técnicas se inspiran en el funcionamiento del cerebro humano y se utilizan para reconocer patrones complejos y realizar predicciones.

2.2.12. Ascenso

Se define como ascenso a: “Las personas satisfechas con su trabajo son más productivas que las insatisfechas” (Chiavenato, 2007).

“Por otra parte, asegura que “el otro motivo para observar el desempeño se da a través de determinar que trabajadores podrán ascender. Pero aparentemente es justo ascender únicamente al mejor trabajador, esto por consecuencia no sucede normalmente. Las políticas en diversos centros laborales es ascender a los trabajadores con mayor tiempo de servicios en dicha entidad” (Aamodt, 2010).

2.2.13. ¿Qué es el Concurso Ascenso de Escala Magisterial?

El Concurso Ascenso de Escala Magisterial es aquella convocatoria pública en la que los docentes pueden ascender según un escalafón docente. Conozca más de este importante concurso.

El Concurso Ascenso de Escala Magisterial es un concurso muy importante e interesante dentro del área educativa, pues con este los docentes tienen la oportunidad de crecer profesionalmente y subir de cargo en la Carrera Pública Magisterial.

Ahora bien, te invitamos a conocer de forma más completa todos los componentes de este concurso.

Concurso Ascenso de Escala Magisterial

El Ascenso a la Escala Magisterial supone para los docentes un paso gigante dentro de sus carreras profesionales, especialmente para aquellos que se encuentran en la segunda, tercera, cuarta, quinta y sexta escala de la Carrera Pública Magisterial.

El Concurso por su parte, brinda una oportunidad a los docentes de Educación Básica y que pertenecen a la Carrera Pública Magisterial, para que puedan ascender en la Escala Magisterial y así mejorar sus retribuciones económicas con base a su propio mérito.

Para participar en el concurso y poder obtener el ascenso deseado los docentes deben someterse a un proceso exhaustivo en donde deberán realizar evaluaciones que valorarán sus conocimientos y su trayectoria profesional.

2.2.14. ¿Qué es la Carrera Pública Magisterial?

Es importante que conozcas todo acerca de este concurso, y la Carrera Pública Magisterial es uno de los factores indispensables, por eso en este apartado te contaremos qué es y para qué sirve.

La Carrera Pública Magisterial (CPM) es regulada por la Ley de Reforma Magisterial, la cual fue aprobada en el 2012. El objetivo de esta es mejorar la educación y las condiciones de los Docentes de Educación Básica.

A través de la Carrera Pública Magisterial, los profesores podrán postularse a ascensos y aspirar a obtener cargos mejores de acuerdo con su desempeño y calidad de trabajo.

2.2.15. ¿Cuáles son los requisitos del Concurso Ascenso Docente?

Para que el aspirante pueda acceder al concurso, debe tener en cuenta ciertos requisitos que son indispensables para la correcta ejecución y desarrollo del mismo. Conoce cuáles son:

Un profesor del magisterio público perteneciente a la primera, segunda, tercera, cuarta, quinta, sexta o séptima promoción docente.

Debe ser éticamente apto y estar aprobado mediante una declaración jurada virtual que los solicitantes deben completar durante el registro.

Contar con la cantidad mínima de años de servicios oficiales en la escala magisterial de la CPM a la que pertenezca, la cual se verificará con el informe escalafonario expedido a través del Sistema de Escalafón Magisterial.

Entérese de cuáles son las Etapas del Concurso Ascenso este Concurso, al igual que otros Concursos Públicos, cuenta con dos etapas y una fase. A continuación, le contaremos cuáles son.

- **Etapas Nacionales**

Dentro de esta etapa se aplica una de las pruebas más importantes dentro del concurso, la cual es la Prueba Única Nacional (PUN). Esta es aplicada a todos los postulantes inscritos y es con la que se evalúa el conocimiento pedagógico del postulante a partir de su puesta en uso en situaciones propias de la práctica docente.

- **Etapas Descentralizadas**

En esta etapa sólo podrán participar aquellos aspirantes que hayan superado la puntuación mínima de la prueba individual nacional en el nivel al que postulan. En esta etapa, el comité evaluador evalúa la carrera del solicitante y verifica el cumplimiento de los requisitos y, en su caso, el derecho a un subsidio por invalidez.

- **Fase Excepcional**

Esta fase sigue a la fase de descentralización y es válida sólo si los puestos de ascenso están disponibles a nivel nacional después de su publicación. El Minedu es la autoridad encargada de asignar estas plazas, si el aspirante ha superado el número mínimo de puntos requeridos para la etapa nacional y cumple con los requisitos de la comisión evaluadora.

2.3. Definición de términos básicos.

2.3.1. Conocimiento:

El descubrimiento de conocimiento recae en diversas contextualizaciones con los que está vinculado, así como: “Reorganización de datos, información, información y conocimiento. Los datos se basan y están compuestos por eventos, gráficos o sonidos. Además, se mezclan con el análisis

y lo que sugieren se transforma en información. Por lo tanto, esta información se basa en datos formateados, limpios y agregados” (Chen, 2001)

2.3.2. Información:

Describe Horacio que: “La información es un dato o un conjunto de datos producidos por un sujeto específico trabajando en un momento específico y con dificultades específicas para lograr su respectivo objetivo” (Horacio, 2002).

2.3.3. Sistema:

“Un sistema es una colección deliberada de elementos relacionados de diversos tipos que trabajan juntos para lograr algún objetivo” (Sommerville, 2011).

2.3.4. Sistema de información:

Un sistema de información se define como un conjunto de elementos que trabajan juntos para recolectar, procesar, almacenar y distribuir datos con el fin de facilitar la toma de decisiones, el control y la coordinación dentro de una organización. (Laudon & Laudon, 2021)

2.3.5. Gestión de base de datos:

La gestión de bases de datos implica las acciones necesarias para establecer, modificar y supervisar una base de datos, garantizando que los datos estén siempre disponibles, completos y protegidos contra accesos no autorizados. (Elmasri & Navathe, 2015)

2.3.6. Magisterio:

Son una institución líder en capacitaciones dirigidas a docentes y directivos; en los cursos, talleres, diplomados y especializaciones que impartimos para mejorar la práctica pedagógica del docente en el aula, y los aprendizajes de los estudiantes, así como asegurar una conducción de alto rendimiento de las Instituciones Educativas. (magisterio.edu.pe, 2023)

2.3.7. Docencia:

Este rol nos permite liberar nuestra mente a través del conocimiento, porque de esta manera tanto hombres como mujeres pueden ejercer su derecho al desarrollo profesional. Por eso, si quieres crecer como persona, no dudes en formarte. (Paulo & Cecilia, 2024)

2.3.8. Escala magisterial:

Es el ingreso a la Carrera Pública Magisterial a través de un concurso público. El profesor es nombrado mediante una resolución en la primera escala magisterial.

2.3.9. UGEL:

La "escala magisterial" es un sistema en el cual se establecen categorías y niveles salariales para regular la progresión profesional de los docentes. Además de organizar la carrera profesional de los maestros, facilita su avance mediante la acumulación de experiencia, la mejora de habilidades pedagógicas y la obtención de mayores grados académicos. Este sistema también incluye evaluaciones periódicas del desempeño docente, las cuales son fundamentales para determinar la movilidad y el reconocimiento dentro de la escala. En Perú, específicamente, este sistema está diseñado para categorizar a los maestros según su formación académica, experiencia laboral y desempeño, con el objetivo de incentivar el crecimiento profesional y asegurar condiciones equitativas dentro del sistema educativo peruano. (Vargas Machuca, 2022)

2.3.10. Ascenso docente

Es el proceso mediante el cual los profesores avanzan en su carrera profesional dentro del sistema educativo, generalmente acompañado de un aumento de responsabilidades, reconocimiento y remuneración. Este proceso suele estar basado en criterios como la formación académica continua, la experiencia pedagógica, la participación en actividades de desarrollo profesional y, en algunos casos, la evaluación de desempeño. En el contexto peruano, este

ascenso puede estar regulado por normativas específicas que establecen los requisitos y procedimientos necesarios para que los docentes puedan avanzar en las escalas jerárquicas y salariales dentro del magisterio. (UNESCO, 2019)

2.4. Formulación de Hipótesis

2.4.1. Hipótesis General

Las técnicas de minería de datos óptimas mejoran el análisis predictivo del ascenso de Escala Magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023.

2.4.2. Hipótesis Específicas

Las técnicas de minería de datos identifican la mejor herramienta para la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023.

Las técnicas de minería de datos validan y determinan la fiable en la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023.

2.5. Identificación de Variables

2.5.1. Variables Independientes

Técnicas de minería de datos.

2.5.2. Variables Dependientes

Predicción del ascenso de escala magisterial.

2.6. Definición Operacional de Variables e Indicadores

Cuadro N° 1: Definición Operacional de Variables.

Variable	Dimensiones	Indicadores
Independiente		- Compresión de negocio
Técnicas de minería de datos	- Analizar.	- Compresión de datos
	- Validar y determinar la fiabilidad	- Preparación de datos
		- Modelamiento
		- Evaluación
		- Despliegue
Dependiente		
Predicción del ascenso de escala magisterial	- Reportes de docentes.	- Cursos
		- Evaluación

CAPITULO III

METODOLOGÍA Y TECNICAS DE INVESTIGACIÓN

3.1. Tipo de Investigación

La investigación es de tipo aplicada se refiere a aquella que tiene como objetivo resolver problemas prácticos y generar conocimiento que pueda ser aplicado en situaciones reales. En este enfoque de investigación, se busca obtener resultados que sean directamente relevantes y útiles para abordar desafíos específicos en diferentes áreas de estudio. La investigación aplicada se caracteriza por su enfoque práctico y su intención de generar soluciones concretas y aplicables en el mundo real (Hernández Sampieri et al., 2018).

3.2. Nivel de Investigación

El presente trabajo de investigación utilizó el nivel predictivo porque se busca predecir el comportamiento o los resultados futuros basados en modelos o teorías establecidas. Se utilizan técnicas estadísticas y modelos predictivos para hacer proyecciones.

3.3. Métodos de Investigación

El método que se utilizó es deductivo e inductivo, La investigación cuantitativa que genera hipótesis es una investigación cuya metodología define su alcance como correlacional o explicativa, o tiene un alcance descriptivo pero

intenta predecir números o hechos (Hernández Sampieri & Mendoza Torres, 2018).

3.4. Diseño de Investigación

Diseño es no experimental Observar fenómenos o acontecimientos que ocurren en el medio natural y luego analizarlos. En la investigación no experimental no se construyen situaciones, sino que se observan situaciones existentes.

3.5. Población y Muestra

3.5.1. Población

Según Hernández Sampieri (2018) menciona que: “Es un grupo de personas de la industria que nos apoyan en la obtención de muestras y resultados”

La población del estudio es de 438 docentes que están registrados en la base de datos Legix y del sistema Nexus que alcanzaron vacantes para el ascenso de escala.

Cuadro Nº 2: Población de estudio de la UGEL Pasco 2023.

Descripción	Cantidad	Porcentaje
Ed. Básica Alternativa Avanzado	3	0.68%
Ed. Básica Alternativa Inicial / Intermedio	1	0.23%
Ed. Básica Especial	2	0.46%
Ed. Básica Regular Inicial	44	10.05%
Ed. Básica Regular Primaria	175	39.95%
Ed. Básica Regular Secundaria	213	48.63%
Total	438	100%

3.5.2. Muestra

La muestra del estudio es de 438 docentes la misma que la población.

Según Hayes, (1999) el tipo de muestra censal es donde la muestra es toda la población, este método se aplica cuando es esencial conocer los criterios para los usuarios o si se tiene una base de datos de sencillo ingreso, aunque, los esfuerzos al ejecutar este método deben ser bastante alto.

La muestra se obtiene mediante muestreo no probabilístico, es decir, muestreo intencional o de conveniencia, donde los desarrolladores seleccionan directa y deliberadamente datos de la población y comprenden todos los registros, incluida la información de los maestros, la información socioeconómica y la información agregada relacionada con los datos individuales.

3.6. Técnicas e Instrumentos de Recolección de Datos

3.6.1. Técnicas

Observación de campo.

3.6.2. Instrumentos

Los instrumentos de recolección de datos, se recolecto de los sistemas Nexus y Legix, para consolidar los campos de recolección de datos se usó la técnica de juicio de expertos, para ver la definición exacta de cada campo de los registros obtenidos de ambos sistemas.

3.6.2.1. Fichas de Observación.

Se elaboró una ficha de observación de los reportes obtenidos de los datos de docentes de la UGEL Pasco.

3.7. Selección, Validación y Confiabilidad de los Instrumentos de Investigación

Utilizaremos software SPSS y mapas para técnicas de procesamiento de datos. Para ello, realizaremos un análisis utilizando el alfa de Cronbach para medir la confiabilidad y evaluar el grado de asociación entre los ítems del instrumento.

Cuadro N° 3: Estadística de fiabilidad.

Estadística De Fiabilidad	
Alfa De Cronbach	N° de Elementos
,703	4

Por lo tanto, analizando las fichas de observación para las técnicas de análisis predictivo con el 0.703 es aceptable.

3.8. Técnicas de Procesamiento y Análisis de Datos

Usaremos el software Weka para realizar el análisis de los indicadores.

Cuadro N° 4: Técnicas de procesamiento.

Fase	Descripción
I	Comprensión del negocio
II	Comprensión de data
III	Preparación de data
IV	Modelado
V	Evaluación

3.9. Tratamiento Estadístico.

Durante el procesamiento estadístico de los datos se utiliza un estudio descriptivo que ayude a describirlos.

3.10. Orientación Ética Filosófica y Epistémica.

Se ha establecido un sólido marco ético para nuestra investigación. Estamos comprometidos con los principios éticos básicos y el respeto por los derechos y la dignidad de nuestros miembros. Tomaremos las siguientes medidas para garantizar las pautas éticas para la investigación.

CAPITULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Descripción del Trabajo de Campo

4.1.1. Unidad de Gestión Educativa Local Pasco

La Unidad de Gestión Educativa Local Pasco, como las demás UGEL del país es el resultado de un conjunto de reformas implementadas desde el Ministerio de Educación. Esta situación puede verse como una meta para servir a la comunidad educativa de Pasco de manera oportuna y adecuada de una manera más efectiva y eficiente. Si no podemos convertirnos en una unidad ejecutiva, este deseo no será posible, entonces nacerá en nuestra región el deseo de descentralización y se comenzará a trabajar para lograrlo.

El camino no se presentaba fácil, menos alentadoras, hasta que tuvieron que pasar varias gestiones antes de concretarse el caro anhelo, que luego de materializado el sueño de los maestros comprometidos con el desarrollo de la educación en Pasco, inició su desarrollo particular y singular logrando trascender desde su creación.

4.1.1.1. Misión Institucional.

Una unidad implementadora líder en la región que promueve una educación de calidad, equitativa e inclusiva en las instituciones educativas a través de una gestión descentralizada y participativa y

brinda servicios efectivos basados en valores, ciencia y cultura, humanidades y prácticas de tecnología ambiental. (Ugel Pasco, 2023).

4.1.1.2. Visión Institucional.

Somos un órgano de gobierno transparente, flexible y participativo que gestiona y evalúa la labor educativa, institucional, administrativa y presupuestaria de las instituciones educativas y tiene autonomía para fortalecer competencias, desarrollar valores y mejorar la calidad de vida de las personas. (Ugel Pasco, 2023).

4.2. Presentación, Análisis e Interpretación de Resultados

4.2.1. Compresión de Negocio.

De acuerdo al organigrama de la Unidad de Administración Educativa Local de Pasco, la máxima autoridad es el director, seguido de las áreas administrativas y otros departamentos relevantes cuyo propósito es brindar información a los maestros.

Cuadro N° 5: Cursos de concurso.

Grupos De Competencia
Ed. Básica Alternativa Avanzado
Ed. Básica Alternativa Inicial / Intermedio
Ed. Básica Especial
Ed. Básica Regular Inicial
Ed. Básica Regular Primaria
Ed. Básica Regular Secundaria

4.2.2. Comprensión de la Data.

4.2.2.1. Recolección de la data y descripción.

La primera etapa de metodología CRISP-DM describe la alineación de los objetivos del proyecto con la investigación, por ende, el levantamiento de la información fue recolectada mediante la base de datos docentes que están registrados en la base de datos Legix y del sistema Nexus, dicha información se alinea con los objetivos del proyecto y la información adquirida servirá para analizarla y poder interpretar el modelo que se desea diseñar.

La información recolectada comprende las siguientes variables:

Cuadro N° 6: Diccionario de datos.

Variable	Descripción
Región	Región de estudio
DRE / UGEL	Lugar de la DRE
Documento de identidad	DNI de docente
Apellido Paterno	Apellido paterno de docente
Apellido Materno	Apellido materno de docente
Nombres	Nombres de docente
Grupo de competencia	Grupo por el que compiten los docentes
Puntaje prueba única nacional	Puntaje único nacional
Puntaje trayectoria profesional	Puntaje de trayectoria
Bonificación por discapacidad	Bono de puntaje por discapacidad
Puntaje final	Resultado de puntaje final
Escala obtenida	Escala de puestos obtenidas

4.2.3. Preparación de data

Para preparar los datos, todas las marcas se describieron estadísticamente para determinar la media y la desviación estándar. Identificado en observaciones de datos.

Gráfico N° 4: Datos de docentes.

	A	B	C	D	E	F	G
1	REGIÓN	DRE / UGEL	DOCUMENTO DE IDENTIDAD	APELLIDO PATERNO	APELLIDO MATERNO	NOMBRES	GRUPOS DE COMPETENCIA
2	PASCO	DRE PASCO	04014449	RAMOS	RAMON	HAYDEE LUZ	Ed. Básica Regular Inicial
3	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CA	04067104	GALARZA	MARCELO	INES EDILBERTA	Ed. Básica Regular Inicial
4	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CA	04205923	CORNELIO	ESPINOZA	EDWIN PABLO	Ed. Básica Regular Primaria
5	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CA	04068898	ORBEZO	VENTOCILLA	KARIN MARLENIN	Ed. Básica Regular Primaria
6	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CA	40285858	HURTADO	PANEZ	EDWIN	Ed. Básica Regular Primaria
7	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CA	42122562	JUSTINIANO	ALIAGA	ENMA KARINA	Ed. Básica Regular Primaria
8	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CA	04205672	RAMOS	BUSTILLOS	WENCESLAO	Ed. Básica Regular Primaria
9	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CA	04201923	SANTOS	CORNELIO	JULIAN	Ed. Básica Regular Primaria
10	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CA	04056391	SINCHE	GERONIMO	WILFREDO ISIDRO	Ed. Básica Regular Primaria
11	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CA	40601537	CHUCHIAPAIZA	CHAMORRO	SELENE LUZ	Ed. Básica Regular Primaria
12	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CA	44809266	GOMEZ	SEGURA	ROSA LUZ	Ed. Básica Regular Primaria
13	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CA	40284742	BUSTILLOS	BONILLA	JUAN NOLY	Ed. Básica Regular Primaria
14	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CA	04222802	RICALDI	ARIAS	SILVIA JULIANA	Ed. Básica Regular Primaria
15	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CA	40484442	RAMOS	ESTRELLA	GLORIA	Ed. Básica Regular Primaria
16	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CA	41011938	JANAMPA	LOYOLA	LUZ HERICA	Ed. Básica Regular Primaria
17	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CA	45487365	TRAVEZAÑO	CORNEJO	ROSSMERY	Ed. Básica Regular Primaria
18	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CA	42709167	HERRERA	BALVIN	AVILIO JAVIER	Ed. Básica Regular Primaria
19	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CA	42342729	GOÑE	AYRA	LUCILA ISABEL	Ed. Básica Regular Primaria
20	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CA	04222981	SALAZAR	LOYOLA	HEBER FREDY	Ed. Básica Regular Primaria
21	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CA	41791130	ALVARADO	ESPINOZA	ROXANA MARLENY	Ed. Básica Regular Primaria
22	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CA	41248924	HUAYNATE	POMA	SAUDITA	Ed. Básica Regular Primaria
23	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CA	41977269	GARCIA	VALLE	LIZBETH KARINA	Ed. Básica Regular Primaria

Parte de la preparación es observar la distribución esperada de etiquetas; una forma de hacerlo es trazar si las clases están equilibradas o no, ya que los desequilibrios no nos permiten predecir la distribución deseada.

Preparación de datos al Software SPSS v26

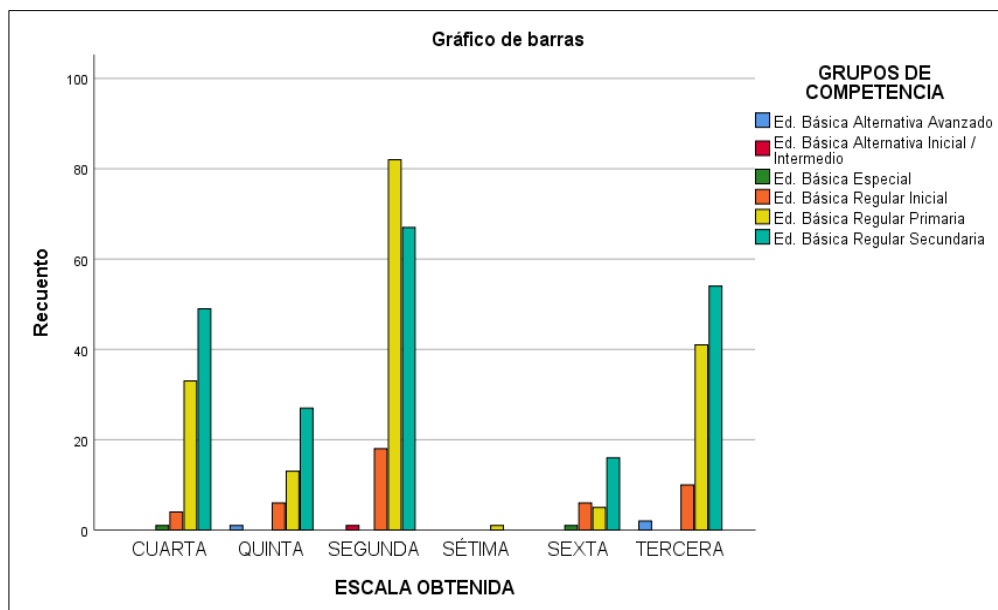
Gráfico N° 5: Datos de docentes en SPSS.

	REGIÓN	DREUGEL	DOCUMENTO DE IDENTIDAD	APELLIDOPATERNO	APELLIDOMATERNO	NOMBRES	GRUPOSDECOMPETENCIA
1	PASCO	DRE PASCO	04014449	RAMOS	RAMON	HAYDEE LUZ	Ed. Básica Regular Inicial
2	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04067104	GALARZA	MARCELO	INES EDILBERTA	Ed. Básica Regular Inicial
3	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04205923	CORNELIO	ESPINOZA	EDWIN PABLO	Ed. Básica Regular Primaria
4	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04068898	ORBEZO	VENTOCILLA	KARIN MARLENIN	Ed. Básica Regular Primaria
5	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	40285858	HURTADO	PANEZ	EDWIN	Ed. Básica Regular Primaria
6	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	42122562	JUSTINIANO	ALIAGA	ENMA KARINA	Ed. Básica Regular Primaria
7	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04205672	RAMOS	BUSTILLOS	WENCESLAO	Ed. Básica Regular Primaria
8	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04201923	SANTOS	CORNELIO	JULIAN	Ed. Básica Regular Primaria
9	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04056391	SINCHE	GERONIMO	WILFREDO ISIDRO	Ed. Básica Regular Primaria
10	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	40601537	CHUCHIAPAIZA	CHAMORRO	SELENE LUZ	Ed. Básica Regular Primaria
11	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	44809266	GOMEZ	SEGURA	ROSA LUZ	Ed. Básica Regular Primaria
12	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	40284742	BUSTILLOS	BONILLA	JUAN NOLY	Ed. Básica Regular Primaria
13	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04222802	RICALDI	ARIAS	SILVIA JULIANA	Ed. Básica Regular Primaria
14	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	40484442	RAMOS	ESTRELLA	GLORIA	Ed. Básica Regular Primaria
15	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	41011938	JANAMPA	LOYOLA	LUZ HERICA	Ed. Básica Regular Primaria
16	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	45487365	TRAVEZAÑO	CORNEJO	ROSSMERY	Ed. Básica Regular Primaria
17	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	42709167	HERRERA	BALVIN	AVILIO JAVIER	Ed. Básica Regular Primaria
18	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	42342729	GOÑE	AYRA	LUCILA ISABEL	Ed. Básica Regular Primaria
19	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04222981	SALAZAR	LOYOLA	HEBER FREDY	Ed. Básica Regular Primaria
20	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	41791130	ALVARADO	ESPINOZA	ROXANA MARLENY	Ed. Básica Regular Primaria
21	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	41248924	HUAYNATE	POMA	SAUDITA	Ed. Básica Regular Primaria
22	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	41977269	GARCIA	VALLE	LIZBETH KARINA	Ed. Básica Regular Primaria

Gráfico N° 6: Análisis Descriptivo de docentes.

Recuento		Tabla cruzada ESCALA OBTENIDA*GRUPOS DE COMPETENCIA						Total
		Ed. Básica Alternativa Avanzado	Ed. Básica Alternativa Inicial / Intermedio	Ed. Básica Especial	Ed. Básica Regular Inicial	Ed. Básica Regular Primaria	Ed. Básica Regular Secundaria	
ESCALA OBTENIDA	CUARTA	0	0	1	4	33	49	87
	QUINTA	1	0	0	6	13	27	47
	SEGUNDA	0	1	0	18	82	67	168
	SÉTIMA	0	0	0	0	1	0	1
	SEXTA	0	0	1	6	5	16	28
	TERCERA	2	0	0	10	41	54	107
Total		3	1	2	44	175	213	438

Gráfico N° 7: Gráfico de barras de análisis descriptivos para docentes.



Interpretación: El 38% de los docentes ocuparon el segundo puesto en los grupos de competencia.

4.2.4. Modelado

Para construir el modelo Perceptrón Multicapa, vamos a seguir estos pasos, representándolo gráficamente con 3 capas.

4.2.4.1. Primera capa: Valores de entrada.

Esta capa incluye las 12 variables analizadas y procesadas en las fases de la metodología CRISP DM.

4.2.4.2. Segunda capa: Capa oculta.

En esta capa, se lleva a cabo la retro propagación, un proceso clave en las redes neuronales para optimizar el modelo. Esta capa consta de 2 neuronas.

4.2.4.3. Capa de salida: Predicción.

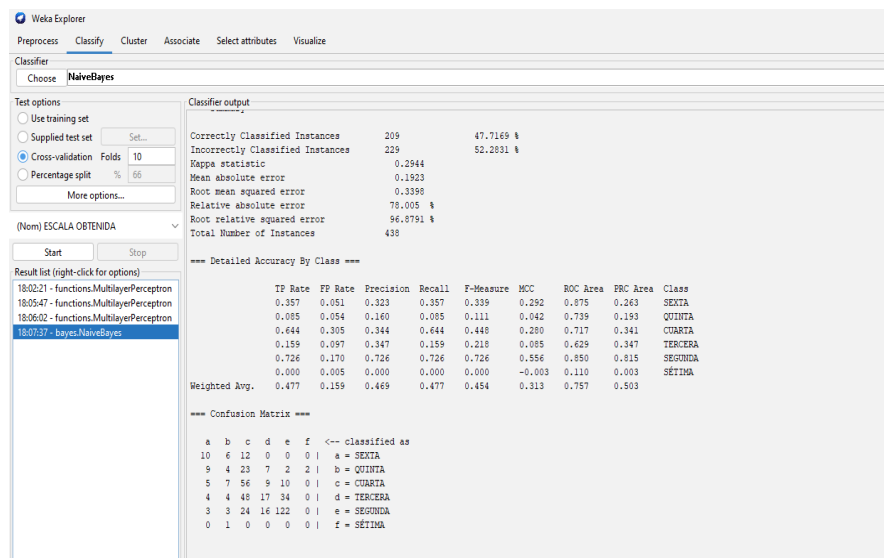
La última capa es la que realiza la predicción deseada, y consta de 1 neurona cuyo valor de salida puede ser 0 o 1.

4.2.5. Evaluación

4.2.5.1. Construcción del Modelo Naive Bayes.

La probabilidad de tener una instancia de datos para cada variable o clase es necesaria para realizar la predicción.

Gráfico N° 8: Reporte de Naive Bayes.



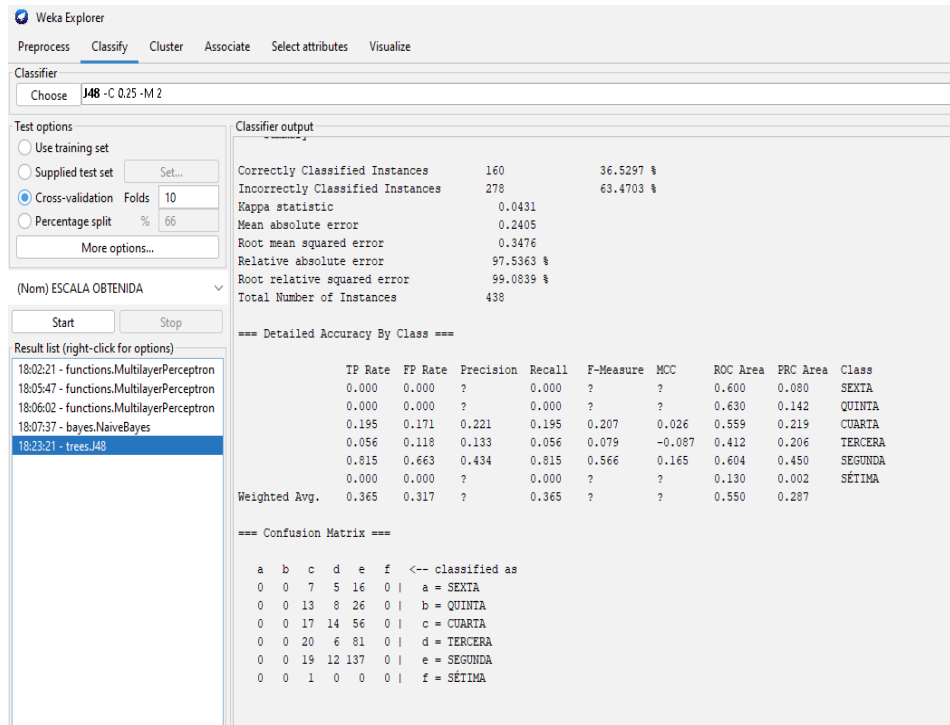
La precisión de la predicción de los ingenios bayes fue 81, que fue el mismo que el número total de profesores en la presente investigación, con un total de 438.

4.2.5.2. Construcción del Modelo Árbol de decisión.

Extracción de las variables más redundantes aplicando “Feature Importance”, que es el grado de importancia de las variables para construir un modelo probabilístico, el cual es una clasificación artificial

donde el número de variables (n_{features}) son la cantidad de los valores de entradas al árbol y el gráfico arroja como resultado la importancia de las características informativas de ($n_{\text{informative}}$).

Gráfico N° 9: Reporte de árbol de decisión J48.



Estos resultados son representación de influencia de manera general, sin especificar las clases que podrían presentar un problema; además, cada una de las variables de la data de experimentación en la presente investigación se puede considerar como las más influyentes según el cálculo utilizando la técnica de árbol de decisión J48, la cual alcanzó un 45% de precisión.

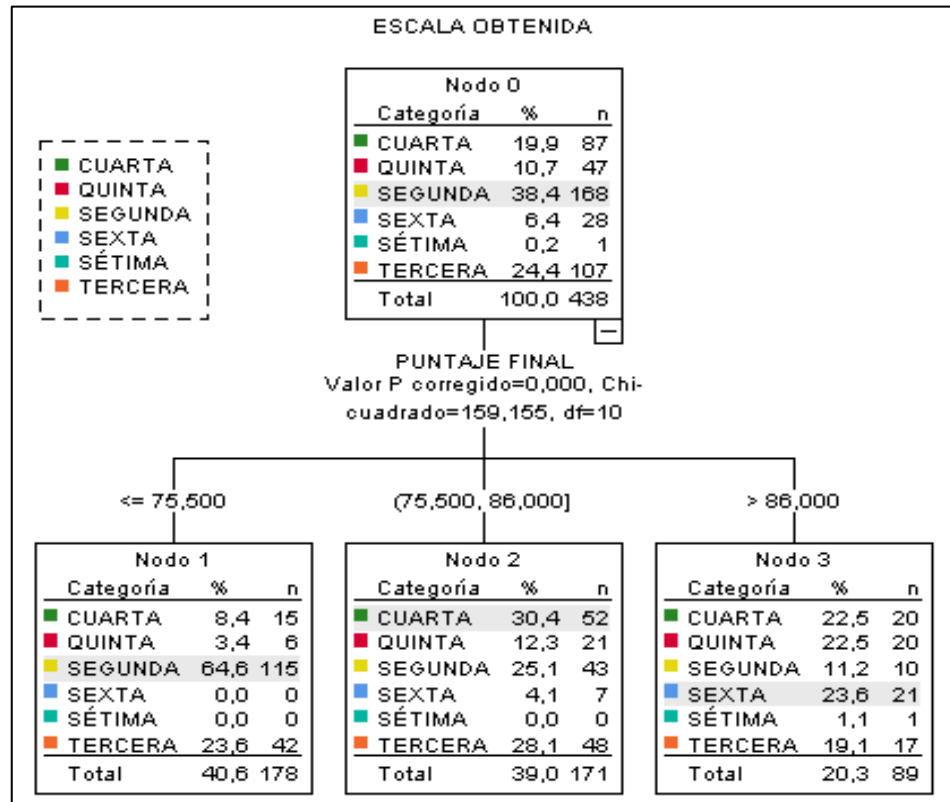
4.2.5.3. Evaluación de precisión de las técnicas.

Los algoritmos árbol de decisión y Naive Bayes fueron los dos principales en el proyecto de minería de datos actual; la técnica árbol de decisión logró la menor precisión.

Cuadro N° 7: Resultado de las técnicas de minería de datos.

Ítem	Técnica	Precisión
1	Naive Bayes	81%
2	Árbol de decisión	45%

Gráfico N° 10: Árbol de decisión.



4.3. Prueba de Hipótesis

4.3.1. Hipótesis específica 1:

Analizar las técnicas de minería de datos se identifica la mejor herramienta para la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023.

Ho: Analizar las técnicas de minería de datos **no se identifica** la mejor herramienta para la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023.

H1: Analizar las técnicas de minería de datos **se identifica** la mejor herramienta para la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023.

Se identifico después de analizar las técnicas de minería de datos con el 81% la mejor herramienta para la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023 con el Naive Bayes.

4.3.2. Hipótesis específica 2:

Validar y determinar si es fiable al analizar las técnicas de minería de datos para la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023.

Ho: Validar y determinar **no es fiable** al analizar las técnicas de minería de datos para la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023.

H1: Validar y determinar **si es fiable** al analizar las técnicas de minería de datos para la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023.

Validando las técnicas se logró determinar el Naive Bayes para la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023.

4.4. Discusión de resultados

El trabajo de Elvis Ricardo Tapia Aparicio, llamado "Modelo de minería de datos para encontrar patrones que afectan el campo académico de la especialidad de sistemas de información de la universidad de Guayaquil", concluye que el algoritmo J-48 permitió conocer a los aprobados y desaprobados siendo este el algoritmo más efectivo, mientras que la tesis presentada por Eiriku Yamao, de título: "El Algoritmo J-48 es el más efectivo para predecir el campo académico a través de la minería de datos en alumnos ingresantes de la Especialidad de Ingeniería de Computación y Sistemas de la

Universidad de San Martín de Porres, Lima-Perú. El Algoritmo LMT es el Algoritmo más efectivo en el trabajo actual, por lo que ambos trabajos difieren del presente.

En cuanto a los indicadores predominantes, el trabajo nacional mencionado anteriormente muestra que el producto académico de los alumnos está basado en numerosas variables, no solo las sociodemográficas y las socioeducativas, sino también en una variedad de indicadores, como la compostura emocional de los alumnos y la familia. Sin embargo, se trabajó con 12 de estos indicadores.

Debido a que se trabaja con una gran cantidad de datos diferentes almacenados, es comprensible que cada trabajo tenga una técnica de minería de datos apropiada diferente; sin embargo, la mayoría de los trabajos siguen empleando la metodología de CRISP-DM en sus distintas fases.

CONCLUSIONES

- La base de datos obtenida de los sistemas Legix y Nexus son viables y aceptables con el porcentaje 0.703 analizado con el alfa de Cronbach lo cual ayudo a realizar las técnicas de predicción adecuada.
- Se cumplió exitosamente el objetivo general utilizando técnicas de minería de datos es óptima para realizar el análisis predictivo para el ascenso de Escala Magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023. Usando dos técnicas el Naive Bayes y el árbol de decisión.
- Se determinar las técnicas de minería de datos para identificar la mejor herramienta, nos quedamos con dos que ayudan a la predicción con un alto nivel de porcentaje que es la Naive Bayes 81% y arboles de decisión 45%.
- Se valido y determino la fiabilidad a un 100% para analizar las técnicas de minería de datos para la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023.

RECOMENDACIONES

- Se recomienda examinar el análisis predictivo del ascenso de escala del magisterio a un nivel regional o nacional para poder tomar decisiones a un rango más alto y solucionar los problemas nacionales de los docentes descuidados en ciertos sectores que no han logrado ascender de escala por muchos años. Esto se puede lograr mediante el uso de técnicas de minería de datos más dirigidas a cada sector.
- Para obtener resultados más precisos, se deben considerar varios tipos de variables, como las psicológicas, emocionales y de un contexto externo, para tener algoritmos con más datos de otros sistemas del sector educación.

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- Alania Ricaldi, P. F. (2018). *Aplicación de técnicas de minería de datos para predecir la deserción estudiantil de la facultad de ingeniería de la Universidad Nacional Daniel Alcides Carrión*. Obtenido de Repositorio Académico Universidad Nacional Daniel Alcides Carrión: http://repositorio.undac.edu.pe/bitstream/undac/829/1/T026_40573846_M.pdf
- Álvarez, G. D. (08 de Enero de 2021). *Adictos al trabajo*. Obtenido de Metodología CRISP-DM - Adictos al trabajo Tutoriales: <https://adictosaltrabajo.com/2021/01/14/metodologia-crisp-dm/>
- Bernuy Alva, A. E. (2018). *Predicción Del Rendimiento Académico Mediante Minería De Datos En Estudiantes Del Primer Ciclo De La Escuela Profesional De Ingeniería De Computación Y Sistemas, Universidad De San Martín De Porres, Lima-Perú*. Obtenido de Repositorio Académico Universidad de San Martín de Porres: https://repositorio.usmp.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12727/3555/yamao_e.pdf?sequence=3&isAllowed=y
- Castro Porras, A. P., & Hernández Nunahuanca, J. P. (Setiembre de 2016). *Implementación de un modelo predictivo basado en data mining y soportado por sap predictive analytics en retails*. Obtenido de Repositorio Académico UPC: <https://repositorioacademico.upc.edu.pe/bitstream/handle/10757/620850/SAPP-RED-Memoria%20Final%20de%20Proyecto%20v1.7.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Cuji Chacha, B. R. (21 de Julio de 2016). *Las técnicas de predicción y su incidencia en la detección de patrones de deserción estudiantil en la carrera de docencia en informática de la Facultad DE Ciencias Humanas y de la Educación de la Universidad Técnica de Ambato*. Obtenido de Repositorio Académico Universidad Técnica de Ambato: https://repositorio.uta.edu.ec/bitstream/123456789/23839/1/Tesis_t1164mbd.pdf

Daniel T, L., & Chantal D, L. (09 de 05 de 2016). *Second Edition DISCOVERING KNOWLEDGE IN DATA An Introduction to Data Mining*. Obtenido de doc.lagout.org:

https://doc.lagout.org/Others/Data%20Mining/Discovering%20Knowledge%20in%20Data_%20An%20Introduction%20to%20Data%20Mining%20%282nd%20ed.%29%20%5BLarose%20%26%20Larose%202014-06-30%5D.pdf

Elmasri, R., & Navathe, S. (2015). *Fundamentals of Database Systems 7th Edición*. Pearson.

Espinoza Espinoza, B. Y., & Gutierrez Rivera, N. E. (2015). *Sistema De Información Para La Toma De Decisiones, Usando Técnicas De Analisis Predictivo Para La Empresa lasacorp International S.A*. Obtenido de Repositorio Académico Universidad Nacional Ricardo Palma: https://repositorio.urp.edu.pe/bitstream/handle/20.500.14138/2032/espinoza_by-gutierrez_ne.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases. *MIT Press*, 34.

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. Obtenido de https://imlab.postech.ac.kr/dkim/class/cs514_2019s/DeepLearningBook.pdf

Han, J., Kamber, M., & Pei, J. (10 de 02 de 2012). *Data Mining: Concepts and Techniques*. Morgan Kaufmann. Obtenido de <https://myweb.sabanciuniv.edu/rdehkharghani/files/2016/02/The-Morgan-Kaufmann-Series-in-Data-Management-Systems-Jiawei-Han-Micheline-Kamber-Jian-Pei-Data-Mining.-Concepts-and-Techniques-3rd-Edition-Morgan-Kaufmann-2011.pdf>

Huamani Berrios, I. S. (2017). *Evaluación de ascenso de escala magisterial y desempeño docente en la UGEL Huancayo*. Obtenido de Repositorio Académico Universidad Nacional del Centro del Perú:

<https://repositorio.uncp.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12894/4405/Huaman%20Berrios.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

Kimball, R., & Ross, M. (2013). *The data warehouse Toolkit*. Obtenido de Wiley:

[https://ia801609.us.archive.org/14/items/the-data-warehouse-toolkit-](https://ia801609.us.archive.org/14/items/the-data-warehouse-toolkit-kimball/The%20Data%20Warehouse%20Toolkit%20-%20Kimball.pdf)

[kimball/The%20Data%20Warehouse%20Toolkit%20-%20Kimball.pdf](https://ia801609.us.archive.org/14/items/the-data-warehouse-toolkit-kimball/The%20Data%20Warehouse%20Toolkit%20-%20Kimball.pdf)

Laudon, K. C., & Laudon, J. P. (2014). *Management Information Systems: Managing the Digital Firm*. Obtenido de Global Edition - Decimo Tercera Edición:

[https://repository.dinus.ac.id/docs/ajar/Kenneth_C.Laudon,Jane_P_.Laudon_-](https://repository.dinus.ac.id/docs/ajar/Kenneth_C.Laudon,Jane_P_.Laudon_-_Management_Information_Sysrem_13th_Edition_.pdf)

[_Management_Information_Sysrem_13th_Edition_.pdf](https://repository.dinus.ac.id/docs/ajar/Kenneth_C.Laudon,Jane_P_.Laudon_-_Management_Information_Sysrem_13th_Edition_.pdf)

Laudon, K., & Laudon, J. (2021). *Management Information Systems: Managing the Digital Firm*. New York: Amazon.co.uk.

Linoff , G., & Berry, M. (Abril de 2004). *Data Mining Techniques: For Marketing, Sales, and Customer Relationship Management, 2nd Edition*. Obtenido de

[https://pzs.dstu.dp.ua/DataMining/bibl/Data%20Mining%20Techniques%20For](https://pzs.dstu.dp.ua/DataMining/bibl/Data%20Mining%20Techniques%20For%20Marketing%20Sales%20And%20Customer%20Relationship%20Managem)

[ent%202Ed.pdf](https://pzs.dstu.dp.ua/DataMining/bibl/Data%20Mining%20Techniques%20For%20Marketing%20Sales%20And%20Customer%20Relationship%20Managem)

magisterio.edu.pe. (23 de Diciembre de 2023). *magisterio.edu.pe*. Obtenido de "Nosotros." 2023. Magisterio.:

<https://magisterio.edu.pe/nosotros/#:~:text=Somos%20una%20instituci%C3%B3n%20que%20busca%20mejorar%20el%20rendimiento%20de%20las>

Mandamiento Candia, J. L. (2022). *Análisis Predictivo del ascenso de escala magisterial utilizando minería de datos en la Unidad de Gestión Educativa local de Tacna, 2015 – 2018*. Obtenido de Repositorio Académico Universidad Nacional Jorge

Basadre Grohmann:

<https://repositorio.unjbg.edu.pe/server/api/core/bitstreams/07ec4e66-75fe-42df-87bb-45a2583635cd/content>

Paulo, F., & Cecilia, F. (5 de Julio de 2024). *Euroinnova Business School*. Obtenido de <https://www.euroinnova.com/blog/que-es-la-docencia-segun->

ANEXOS

Instrumentos de Recolección de datos

Registro de docentes

A	B	C	D	E	F	G	H	I
REGIÓN	DRE / UGEL	DOCUMENTO DE IDENTIDAD	APELLIDO PATERNO	APELLIDO MATERNO	NOMBRES	GRUPOS DE COMPETENCIA	PUNTAJE PRUEBA ÚNICA NACIONAL	PUNTAJE TRAYECTORIA PROFESIONAL
PASCO	DRE PASCO	04014443	RAMOS	RAMON	HAYDEE LUZ	Ed. Básica Regular Inicial	66	25
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04067104	GALARZA	MARCELO	INES EDILBERTA	Ed. Básica Regular Inicial	78	21
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04205923	CORNELIO	ESPIÑOZA	EDWIN PABLO	Ed. Básica Regular Primaria	63	25
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04068898	ORBEZO	VENTOCILLA	KARIN MARLENIN	Ed. Básica Regular Primaria	64.5	9
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	40285858	HURTADO	PANEZ	EDWIN	Ed. Básica Regular Primaria	61.5	16
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	42122562	JUSTINIANO	ALJAGA	ENMA KARINA	Ed. Básica Regular Primaria	63	13
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04205672	RAMOS	BUSTILLOS	WENCESLAO	Ed. Básica Regular Primaria	63	13
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04201923	SANTOS	CORNELIO	JULIAN	Ed. Básica Regular Primaria	61.5	14
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04056391	SINCHE	GERONIMO	WILFREDO ISIDRO	Ed. Básica Regular Primaria	60	13
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	40601537	CHUCHIAPAZA	CHAMORRO	SELENE LUZ	Ed. Básica Regular Primaria	72	27
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	44809266	GOMEZ	SEGURA	ROSA LUZ	Ed. Básica Regular Primaria	69	14
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	40284742	BUSTILLOS	BONILLA	JUAN NOLY	Ed. Básica Regular Primaria	73.5	8
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04222802	RICALDI	ARIAS	SILVIA JULIANA	Ed. Básica Regular Primaria	61.5	18
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	40484442	RAMOS	ESTRELLA	GLORIA	Ed. Básica Regular Primaria	64.5	15
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	41011938	JANAMPA	LOYOLA	LUZ HERICA	Ed. Básica Regular Primaria	63	7
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	45487365	TRAVEZAÑO	CORNELIO	ROSSMERY	Ed. Básica Regular Primaria	75	9
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	42709167	HERRERA	BALVIN	AVILIO JAVIER	Ed. Básica Regular Primaria	63	14
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	42342729	GOÑE	AYRA	LUCILA ISABEL	Ed. Básica Regular Primaria	66	10
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04222981	SALAZAR	LOYOLA	HEBER FREDY	Ed. Básica Regular Primaria	63	13
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	41791130	ALVARADO	ESPIÑOZA	ROXANA MARLENY	Ed. Básica Regular Primaria	61.5	14
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	41248924	HUAYNATE	POMA	SAUDITA	Ed. Básica Regular Primaria	64.5	9
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	4197265	GARCIA	VALLE	LIZBETH KARINA	Ed. Básica Regular Primaria	61.5	11
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	42878873	DAVILA	PUNTE	MARIBEL SABINA	Ed. Básica Regular Primaria	57	14
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04083114	ALVINO	VILLARREAL	MILTON CESAR	Ed. Básica Regular Primaria	60	8
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04030920	MENDOZA	ARTICA	DORA PETRONA	Ed. Básica Regular Primaria	55.5	12
PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04202222	RAMOS	COCHCHI	LORENZA	Ed. Básica Regular Primaria	55.5	11

ugedatos.sav [ConjuntoDatos1] - IBM SPSS Statistics Editor de datos

Archivo Editar Ver Datos Transformar Analizar Gráficos Utilidades Ampliaciones Ventana Ayuda

Visible: 12 de 12 variables

	REGIÓN	DRE/UGEL	DOCUMENTO DE IDENTIDAD	APELLIDOPATERNO	APELLIDOMATERNO	NOMBRES	GRUPOSDECOMPETENCIA
1	PASCO	DRE PASCO	04014449	RAMOS	RAMON	HAYDEE LUZ	Ed. Básica Regular Inicial
2	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04067104	GALARZA	MARCELO	INES EDILBERTA	Ed. Básica Regular Inicial
3	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04205923	CORNELIO	ESPIÑOZA	EDWIN PABLO	Ed. Básica Regular Primaria
4	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04068898	ORBEZO	VENTOCILLA	KARIN MARLENIN	Ed. Básica Regular Primaria
5	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	40285858	HURTADO	PANEZ	EDWIN	Ed. Básica Regular Primaria
6	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	42122562	JUSTINIANO	ALJAGA	ENMA KARINA	Ed. Básica Regular Primaria
7	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04205672	RAMOS	BUSTILLOS	WENCESLAO	Ed. Básica Regular Primaria
8	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04201923	SANTOS	CORNELIO	JULIAN	Ed. Básica Regular Primaria
9	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04056391	SINCHE	GERONIMO	WILFREDO ISIDRO	Ed. Básica Regular Primaria
10	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	40601537	CHUCHIAPAZA	CHAMORRO	SELENE LUZ	Ed. Básica Regular Primaria
11	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	44809266	GOMEZ	SEGURA	ROSA LUZ	Ed. Básica Regular Primaria
12	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	40284742	BUSTILLOS	BONILLA	JUAN NOLY	Ed. Básica Regular Primaria
13	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04222802	RICALDI	ARIAS	SILVIA JULIANA	Ed. Básica Regular Primaria
14	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	40484442	RAMOS	ESTRELLA	GLORIA	Ed. Básica Regular Primaria
15	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	41011938	JANAMPA	LOYOLA	LUZ HERICA	Ed. Básica Regular Primaria
16	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	45487365	TRAVEZAÑO	CORNELIO	ROSSMERY	Ed. Básica Regular Primaria
17	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	42709167	HERRERA	BALVIN	AVILIO JAVIER	Ed. Básica Regular Primaria
18	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	42342729	GOÑE	AYRA	LUCILA ISABEL	Ed. Básica Regular Primaria
19	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04222981	SALAZAR	LOYOLA	HEBER FREDY	Ed. Básica Regular Primaria
20	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	41791130	ALVARADO	ESPIÑOZA	ROXANA MARLENY	Ed. Básica Regular Primaria
21	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	41248924	HUAYNATE	POMA	SAUDITA	Ed. Básica Regular Primaria
22	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	4197265	GARCIA	VALLE	LIZBETH KARINA	Ed. Básica Regular Primaria
23	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	42878873	DAVILA	PUNTE	MARIBEL SABINA	Ed. Básica Regular Primaria
24	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04083114	ALVINO	VILLARREAL	MILTON CESAR	Ed. Básica Regular Primaria
25	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04030920	MENDOZA	ARTICA	DORA PETRONA	Ed. Básica Regular Primaria
26	PASCO	UGEL DANIEL ALCIDES CARRIÓN	04202222	RAMOS	COCHCHI	LORENZA	Ed. Básica Regular Primaria

Vista de datos Vista de variables

ugedatos.sav [ConjuntoDatos1] - IBM SPSS Statistics Editor de datos

Archivo Editar Ver Datos Transformar Analizar Gráficos Utilidades Ampliaciones Ventana Ayuda

	Nombre	Tipo	Anchura	Decimales	Etiqueta	Valores	Perdidos	Columnas	Alineación	Medida	Rol
1	REGIÓN	Cadena	5	0		Ninguna	Ninguna	5	Izquierda	Nominal	Entrada
2	DREUGEL	Cadena	28	0	DRE / UGEL	Ninguna	Ninguna	28	Izquierda	Nominal	Entrada
3	DOCUMEN...	Cadena	8	0	DOCUMENTO ...	Ninguna	Ninguna	8	Izquierda	Nominal	Entrada
4	APELLIDO...	Cadena	12	0	APELLIDO PA...	Ninguna	Ninguna	12	Izquierda	Nominal	Entrada
5	APELLIDO...	Cadena	20	0	APELLIDO MA...	Ninguna	Ninguna	20	Izquierda	Nominal	Entrada
6	NOMBRES	Cadena	19	0		Ninguna	Ninguna	19	Izquierda	Nominal	Entrada
7	GRUPOSD...	Cadena	44	0	GRUPOS DE C...	Ninguna	Ninguna	44	Izquierda	Nominal	Entrada
8	PUNTAJEP...	Numérico	4	1	PUNTAJE PRU...	Ninguna	Ninguna	12	Derecha	Escala	Entrada
9	PUNTAJET...	Numérico	2	0	PUNTAJE TRA...	Ninguna	Ninguna	12	Derecha	Escala	Entrada
10	BONIFICAC...	Numérico	30	2	BONIFICACIÓN...	Ninguna	Ninguna	12	Derecha	Escala	Entrada
11	PUNTAJEFI...	Numérico	30	2	PUNTAJE FINAL	Ninguna	Ninguna	12	Derecha	Escala	Entrada
12	ESCALAOB...	Cadena	7	0	ESCALA OBTE...	Ninguna	Ninguna	7	Izquierda	Nominal	Entrada
13											
14											
15											
16											
17											
18											
19											
20											
21											
22											
23											
24											

Vista de datos Vista de variables

Procedimiento de validación y confiabilidad



Universidad Nacional Daniel Alcides Carrión
 ESCUELA DE FORMACIÓN PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS Y
 COMPUTACIÓN

FICHA DE VALIDACIÓN DEL INSTRUMENTO "JUICIO DE EXPERTOS"

I. DATOS PERSONALES.

- a. NOMBRES Y APELLIDOS DEL EXPERTO: *Elvis Jesús Paredes López*
 b. GRADO ACADÉMICO: *Maestro*
 c. CARGO E INSTITUCIÓN DONDE LABORA: *UNDAC*
 d. TÍTULO DE LA INVESTIGACIÓN: Técnicas de análisis predictivo del ascenso de escala magisterial utilizando minería de datos en la unidad de gestión educativa local Pasco, 2023.
 e. AUTOR DEL INSTRUMENTO: Bach. Anderson Aldair CHAGUA RAMON
 Bach. Franklin Antolin RICALDI CASTRO
 f. NOMBRE DEL INSTRUMENTO: Fichas de Observación

II. ASPECTOS DE EVALUACIÓN.

N°	Indicadores	Criterios	A Deficiente 1	B Baja 2	C Regular 3	D Buena 4	E Muy Buena 5
1	Claridad	Está formulado con lenguaje apropiado y comprensible					X
2	Objetividad	Permite medir hechos observables				X	
3	Actualidad	Adecuado al avance de la ciencia y tecnología				X	
4	Organización	Existe una organización lógica entre (variables e indicadores)					X
5	Suficiencia	Los instrumentos son suficientes para las mediciones de todos los indicadores					X
6	Pertinencia	Permite conseguir datos de acuerdo a los objetivos planteados				X	
7	Consistencia	¿Los objetivos y variables están formulados de forma que puedan ser medibles y comprobados?				X	
8	Coherencia	Hay coherencia entre las variables, dimensiones e indicadores				X	
9	Metodología	La estrategia responde al propósito de la investigación					X
10	Aplicación	Los datos permiten un tratamiento estadístico pertinente					X
CONTEO TOTAL DE MARCAS (realice el conteo en cada una de las categorías de la escala)						5	5

$$\text{Coeficiente de Validez} = \frac{1 \times A + 2 \times B + 3 \times C + 4 \times D + 5 \times E}{50} = 0,90$$

- III. CALIFICACIÓN GLOBAL (Ubique el coeficiente de validez obtenido en el intervalo respectivo y marque con un aspa en el círculo asociado)

CATEGORÍA	INTERVALO
Desaprobado <input type="radio"/>	[0,00 – 0,60]
Observado <input type="radio"/>	<0,60 – 0,70]
Aprobado <input checked="" type="radio"/>	<0,70 – 1,00]

Cerro de Pasco, 2023


 Firma del Experto



Universidad Nacional Daniel Alcides Carrión
ESCUELA DE FORMACIÓN PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS Y
COMPUTACIÓN

FICHA DE VALIDACIÓN DEL INSTRUMENTO "JUICIO DE EXPERTOS"

I. DATOS PERSONALES.

- a. NOMBRES Y APELLIDOS DEL EXPERTO: *NILTON LUIS VICENTE GUEARDO*
b. GRADO ACADÉMICO: *MPESTRO*
c. CARGO E INSTITUCIÓN DONDE LABORA: *UNDAC*
d. TÍTULO DE LA INVESTIGACIÓN: Técnicas de análisis predictivo del ascenso de escala magisterial utilizando minería de datos en la unidad de gestión educativa local Pasco, 2023.
e. AUTOR DEL INSTRUMENTO: Bach. Anderson Aldair CHAGUA RAMON
Bach. Franklin Antolin RICALDI CASTRO
f. NOMBRE DEL INSTRUMENTO: Fichas de Observación

II. ASPECTOS DE EVALUACIÓN.

N°	Indicadores	Criterios	A Deficiente 1	B Baja 2	C Regular 3	D Buena 4	E Muy Buena 5
1	Claridad	Está formulado con lenguaje apropiado y comprensible					X
2	Objetividad	Permite medir hechos observables					X
3	Actualidad	Adecuado al avance de la ciencia y tecnología				X	
4	Organización	Existe una organización lógica entre (variables e indicadores)					X
5	Suficiencia	Los instrumentos son suficientes para las mediciones de todos los indicadores					X
6	Pertinencia	Permite conseguir datos de acuerdo a los objetivos planteados				X	
7	Consistencia	¿Los objetivos y variables están formulados de forma que puedan ser medibles y comprobados?				X	
8	Coherencia	Hay coherencia entre las variables, dimensiones e indicadores					X
9	Metodología	La estrategia responde al propósito de la investigación					X
10	Aplicación	Los datos permiten un tratamiento estadístico pertinente				X	
CONTEO TOTAL DE MARCAS (realice el conteo en cada una de las categorías de la escala)						4	6

$$\text{Coeficiente de Validez} = \frac{1 \times A + 2 \times B + 3 \times C + 4 \times D + 5 \times E}{50} = \frac{0,92}{1} = 0,92$$

- III. CALIFICACIÓN GLOBAL (Ubique el coeficiente de validez obtenido en el intervalo respectivo y marque con un aspa en el círculo asociado)

CATEGORIA	INTERVALO
Desaprobado	[0,00 – 0,60]
Observado	<0,60 – 0,70]
Aprobado	<0,70 – 1,00]

Cerro de Pasco, 2023


Firma del Experto



Universidad Nacional Daniel Alcides Carrión
ESCUELA DE FORMACIÓN PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE SISTEMAS Y
COMPUTACIÓN

FICHA DE VALIDACIÓN DEL INSTRUMENTO "JUICIO DE EXPERTOS"

- I. DATOS PERSONALES.
- a. NOMBRES Y APELLIDOS DEL EXPERTO: *Victor Max Poma Canchari*
 - b. GRADO ACADÉMICO: *Ingeniero*
 - c. CARGO E INSTITUCIÓN DONDE LABORA: *Independiente*
 - d. TÍTULO DE LA INVESTIGACIÓN: *Técnicas de análisis predictivo del ascenso de escala magisterial utilizando minería de datos en la unidad de gestión educativa local Pasco, 2023.*
 - e. AUTOR DEL INSTRUMENTO: *Bach. Anderson Aldair CHAGUA RAMON*
Bach. Franklin Antolin RICALDI CASTRO
 - f. NOMBRE DEL INSTRUMENTO: *Fichas de Observación*
- II. ASPECTOS DE EVALUACIÓN.

N°	Indicadores	Criterios	A Deficiente 1	B Baja 2	C Regular 3	D Buena 4	E Muy Buena 5
1	Claridad	Está formulado con lenguaje apropiado y comprensible				X	
2	Objetividad	Permite medir hechos observables				X	
3	Actualidad	Adecuado al avance de la ciencia y tecnología				X	
4	Organización	Existe una organización lógica entre (variables e indicadores)				X	
5	Suficiencia	Los instrumentos son suficientes para las mediciones de todos los indicadores				X	
6	Pertinencia	Permite conseguir datos de acuerdo a los objetivos planteados				X	
7	Consistencia	¿Los objetivos y variables están formulados de forma que puedan ser medibles y comprobados?				X	
8	Coherencia	Hay coherencia entre las variables, dimensiones e indicadores				X	
9	Metodología	La estrategia responde al propósito de la investigación				X	
10	Aplicación	Los datos permiten un tratamiento estadístico pertinente				X	
CONTEO TOTAL DE MARCAS (realice el conteo en cada una de las categorías de la escala)						10	

$$\text{Coeficiente de Validez} = \frac{1 \times A + 2 \times B + 3 \times C + 4 \times D + 5 \times E}{50} = \frac{0.80}{50}$$

- III. CALIFICACIÓN GLOBAL (Ubique el coeficiente de validez obtenido en el intervalo respectivo y marque con un aspa en el círculo asociado)

CATEGORIA	INTERVALO
Desaprobado	[0,00 - 0,60]
Observado	<0,60 - 0,70]
Aprobado	<0,70 - 1,00]

Cerro de Pasco, 2023


Firma del Experto
DNI: 72679186
CIP: 336217
cell: 978318283

Matriz de Consistencia

Tema: “Técnicas de análisis predictivo del ascenso de Escala Magisterial utilizando Minería de Datos en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023”

Problema General	Objetivo General	Hipótesis General	Variable Independiente	Dimensión	Diseño	Población Y Muestra
¿Qué técnica de minería de datos será óptimo para el análisis predictivo del ascenso de Escala Magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023?	Realizar las técnicas de minería de datos será óptima para el análisis predictivo del ascenso de Escala Magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023.	Al realizar las técnicas de minería de datos es óptima para el análisis predictivo del ascenso de Escala Magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023.	Técnicas de minería de datos.	Analizar Validar y determinar la fiabilidad	Diseño: No experimental Tipo de Investigación Aplicada	Población 438 docentes que están registrados en la base de datos Legix y del sistema Nexus. Muestra 438 docentes que están registrados en la base de datos Legix y del sistema Nexus.
Problema Específico	Objetivo Específico	Hipótesis Especifica	Variable Dependiente	Dimensión	Método De Investigación	Técnicas - Instrumentos

<p>¿Cómo analizar las técnicas de minería de datos para identificar la mejor herramienta para la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023?</p> <p>¿Cómo validar y determinar la fiabilidad al analizar las técnicas de minería de datos para la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023?</p>	<p>Analizar las técnicas de minería de datos para identificar la mejor herramienta para la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023.</p> <p>Validar y determinar la fiabilidad al analizar las técnicas de minería de datos para la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023.</p>	<p>Analizar las técnicas de minería de datos se identifica la mejor herramienta para la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023.</p> <p>Validar y determinar si es fiable al analizar las técnicas de minería de datos para la predicción del ascenso de escala magisterial en la Unidad de Gestión Educativa Local Pasco 2023.</p>	<p>Predicción del ascenso de escala magisterial.</p>	<p>Reportes de docentes</p>	<p>Método Analítica, inductiva</p> <p>Enfoque Cuantitativo</p>	<p>Técnicas: -Reportes de docentes.</p>
---	---	---	--	-----------------------------	--	--