

UNIVERSIDAD NACIONAL JORGE BASADRE GROHMANN

Facultad de Ingeniería

Escuela Profesional de Ingeniería en Informática y Sistemas

**ANÁLISIS PREDICTIVO DEL ASCENSO DE ESCALA
MAGISTERIAL UTILIZANDO MINERÍA DE DATOS
EN LA UNIDAD DE GESTIÓN EDUCATIVA
LOCAL DE TACNA, 2015 – 2018**

TESIS

Presentada por:

Bach. Juan Luis Mandamiento Candia

Para optar el Título Profesional de:

INGENIERO EN INFORMÁTICA Y SISTEMAS

TACNA – PERÚ

2022

UNIVERSIDAD NACIONAL JORGE BASADRE GROHMANN

FACULTAD DE INGENIERÍA

JURADO CALIFICADOR Y CALIFICACIÓN DE LA SUSTENTACION DE TESIS

TÍTULO PROFESIONAL DE:

**Ingeniero en Informática y
Sistemas**

La Secretaría Académica Administrativa de la Facultad de Ingeniería, por Resolución de Facultad N° 07302-2022-FAIN/UNJBG, designo jurado para la sustentación oral de la Tesis titulada: "ANÁLISIS PREDICTIVO DEL ASCENSO DE ESCALA MAGISTERIAL UTILIZANDO MINERÍA DE DATOS EN LA UNIDAD DE GESTIÓN EDUCATIVA LOCAL DE TACNA, 2015 – 2018".

El mismo que está conformada por:

Presidente: Dr. Edwin Antonio Hinojosa Ramos

Secretario: Dr. Erbert Francisco Osco Mamani

Vocal: Mag. Gianfranco Alexey Málaga Tejada

Para calificar la sustentación de la tesis en acto público el día 14 de octubre del 2022, presentado por el Bachiller Juan Luis Mandamiento Candia, de la escuela Profesional de Ingeniería en Informática y Sistemas.

El jurado calificador en forma secreta e individual emitió su opinión sobre el tema de la tesis expuesta y procedió a obtener el promedio que arrojó el calificativo de aprobado con la nota de Once (11).

Para ratificar lo detallado firman:



Dr. Edwin Antonio Hinojosa Ramos
Presidente



Dr. Erbert Francisco Osco Mamani
Secretario



Mag. Gianfranco Alexey Málaga Tejada
Vocal

UNIVERSIDAD NACIONAL JORGE BASADRE GROHMANN

FACULTAD DE INGENIERÍA

JURADO CALIFICADOR Y CALIFICACIÓN DE LA SUSTENTACIÓN DE TESIS

ANÁLISIS PREDICTIVO DEL ASCENSO DE ESCALA MAGISTERIAL
UTILIZANDO MINERÍA DE DATOS EN LA UNIDAD DE GESTIÓN EDUCATIVA
LOCAL DE TACNA, 2015 – 2018

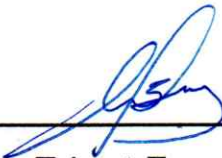
TESIS SUSTENTADA Y APROBADA EL 14 DE OCTUBRE DEL 2022
ESTANDO COMO JURADO CALIFICADOR INTEGRADO POR:

Presidente:



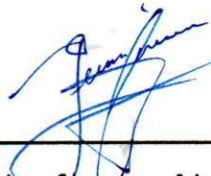
Dr. Edwin Antonio Hinojosa Ramos

Secretario:



Dr. Erbert Francisco Osco Mamani

Vocal:



Mag. Gianfranco Alexey Málaga Tejada

Asesor:



Dr. Edgar Aurelio Taya Acosta

CERTIFICADO DE SIMILITUD

Yo **EDGAR AURELIO TAYA ACOSTA** en mi condición de asesor acreditado por la **Resolución de Facultad N° 05870-2019-FAIN/UNJBG** de la tesis titulada: **“ANÁLISIS PREDICTIVO DEL ASCENSO DE ESCALA MAGISTERIAL UTILIZANDO MINERÍA DE DATOS EN LA UNIDAD DE GESTIÓN EDUCATIVA LOCAL DE TACNA, 2015 – 2018”**. Presentado por **Bachiller JUAN LUIS MANDAMIENTO CANDIA** para optar el **TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO EN INFORMÁTICA Y SISTEMAS**. Habiendo cumplido con lo establecido en el reglamento de originalidad y de similitud de trabajos de investigación y producción intelectual, considerando que según la revisión, evaluación y análisis realizado a través del software de similitud textual **TURNITIN** cuenta con el nivel de similitud permitido cuyo porcentaje es **7%**. Por lo que **CERTIFICO LA SIMILARIDAD** de la **TESIS** está de acuerdo al nivel **PERMITIDO**, para continuar con los trámites correspondientes y para su **publicación en el repositorio Institucional**.

Se emite el presente certificado con fines de continuar con los trámites respectivos para su obtención del grado/ título/ especialidad.

Huella
digital




DNI: 00509033

Nombre y apellidos del asesor: Dr. Edgar Aurelio Taya Acosta



NOMBRE DEL TRABAJO

**JUAN LUIS MANDAMIENTO CANDIA.doc
X**

AUTOR

JUAN LUIS MANDAMIENTO CANDIA

RECuento de palabras

16021 Words

RECuento de caracteres

91884 Characters

RECuento de páginas

106 Pages

Tamaño del archivo

3.2MB

Fecha de entrega

Jan 6, 2023 1:15 PM GMT-5

Fecha del informe

Jan 6, 2023 1:19 PM GMT-5**● 7% de similitud general**

El total combinado de todas las coincidencias, incluidas las fuentes superpuestas, para cada base de datos

- 7% Base de datos de Internet
- Base de datos de Crossref
- 1% Base de datos de trabajos entregados
- 0% Base de datos de publicaciones
- Base de datos de contenido publicado de Crossref

● Excluir del Reporte de Similitud

- Material bibliográfico
- Bloques de texto excluidos manualmente
- Coincidencia baja (menos de 15 palabras)

DEDICATORIA

A mis queridos padres, por ser los pilares más importantes de mi vida y por declararme a lo largo de mi vida su amor y soporte incondicional y sobrellevar las dificultades de la vida.

A mi hermana y hermano por ser impulsores enviados por Dios a mi vida, su presencia es mi motivación para cada día ser una versión mejor mía.

Y a las personas que me acompañaron, que fueron parte esencial de mi vida, por mostrarme sus fortalezas y ayudarme en lo bueno y malo que me tocó pasar, sobre todo por la paciencia y apoyo ilimitado.

AGRADECIMIENTOS

Dedico este trabajo en primer lugar a Dios, por siempre acompañarme y mostrarme el camino correcto a lo largo de mi carrera, por ser mi fortificación ante mis debilidades y por ser esa luz que me guía y protege en cada decisión que tomo.

A mi asesor, el Dr. Edgar Aurelio Taya Acosta, que estuvo pendiente a oírme y a ofrecer su conocimiento, la cual que me ha permitido enfrentarme de manera correcta a las dificultades presentadas.

A mi familia, por darme amarme por encima de todas las cosas, por siempre enseñarme a diferenciar lo bueno de lo malo, gracias a ellos pude tener una brillante educación y formación que me ayudara en el caminar de la vida.

CONTENIDO

DEDICATORIA	i
AGRADECIMIENTOS	ii
ÍNDICE DE TABLAS	v
ÍNDICE DE FIGURAS	vii
RESUMEN	1
INTRODUCCIÓN	2
CAPÍTULO I PLANTEAMIENTO DEL ESTUDIO	4
1.1. Descripción del problema	4
1.1.1. Antecedentes del problema	4
1.1.2. Problemática de la investigación	5
1.2. Formulación del problema	7
1.3. Justificación e importancia	8
1.4. Alcances y limitaciones	9
1.5. Objetivos	9
1.5.1. Objetivo general	9
1.5.2. Objetivos específicos	9
1.6. Hipótesis	10
1.6.1. Hipótesis general	10
1.6.2. Subhipótesis	10
CAPÍTULO II MARCO TEÓRICO	12
2.1. Antecedentes del estudio	12
2.2. Bases teóricas	19
2.3. Definición de términos	35

CAPÍTULO III MARCO METODOLÓGICO	38
3.1. Tipo y diseño de la investigación	38
3.1.1. Tipo de la investigación	38
3.1.2. Diseño de la investigación	39
3.2. Población y muestra	40
3.2.1. Población	40
3.2.2. Muestra	41
3.2.3. Muestreo	42
3.4. Técnica e instrumentos para la recolección de datos	44
3.4.1. Técnica	44
3.4.2. Instrumento	44
3.5. Procesamiento y análisis de datos.	45
CAPÍTULO IV RESULTADOS Y DISCUSIÓN	46
4.1. Resultados	46
4.1.1. Resultados a nivel descriptivo	46
4.1.2. Resultados a nivel inferencial	47
4.2. Discusiones	52
CONCLUSIONES	54
RECOMENDACIONES	55
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	56
ANEXOS	60

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Población de estudio de la UGEL Tacna	40
Tabla 2: Muestra de la población de estudio	41
Tabla 3: Operacionalización de variables	43
Tabla 4. Fases del procesamiento de información.	45
Tabla 5. Plan del proyecto utilización la metodología CRISP-DM	62
Tabla 6. Clasificación de instancias. Algoritmo: Árboles de decisión J-48	77
Tabla 7. Matriz de confusión. Algoritmo: Árboles de decisión J-48	77
Tabla 8. Clasificación de instancias. Algoritmo: Árboles de decisión Random Forest	78
Tabla 9. Matriz de confusión. Algoritmo: Árboles de decisión Random Forest	79
Tabla 10. Clasificación de instancias. Algoritmo: Arboles de LMT	80
Tabla 11. Matriz de confusión. Algoritmo: Arboles de LMT	80
Tabla 12. Clasificación de instancias. Algoritmo: Función logística	82
Tabla 13. Matriz de confusión. Algoritmo: Función Logística	82
Tabla 14. Clasificación de instancias. Algoritmo: Vecinos más cercanos	83
Tabla 15. Matriz de confusión. Algoritmo: Vecinos más cercanos	84
Tabla 16. Clasificación de instancias. Algoritmo: Árbol de decisión de transmisión	85

Tabla 17. Matriz de confusión. Algoritmo: Árboles de decisión de transmisión	85
Tabla 18. Clasificación de instancias. Algoritmo: Árbol de decisión rápida	87
Tabla 19. Matriz de confusión. Algoritmo: Árboles de decisión rápida	87
Tabla 20. Consolidado de algoritmos con porcentaje de predicción y aciertos.	88
Tabla 21. Consolidado de aciertos del distrito de Ilabaya:	91

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Modelo predictivo	20
Figura 2: Fases del modelo CRISP-DM	26
Figura 3: Regresión Logística.	30
Figura 4: Algoritmo de KNN	31
Figura 5: Algoritmo SMV	32
Figura 6: Árbol de decisión.	33
Figura 7: Algoritmo de Random Forest	34
Figura 8: Árbol de decisión.	35
Figura 9: Distribución de la variable personal.	48
Figura 10: Prueba de normalidad para la variable personal.	48
Figura 11: Prueba de U de Mann-Whitney para la variable personal.	50
Figura 12: Prueba de U de Mann-Whitney para el algoritmo LMT.	51
Figura 14: Curva ROC - J48	77
Figura 15: Curva ROC - Random Forest	79
Figura 16: Curva ROC - LMT	81
Figura 17: Curva ROC - Función logística	82
Figura 18: Curva ROC - KNN	84
Figura 19: Curva ROC - Decisión de transmisión	86
Figura 20: Curva ROC - Decisión rápida	87
Figura 21: Pantalla con los datos de entrenamiento	90
Figura 22: Pantalla con los datos del test	91

RESUMEN

El presente trabajo de investigación tuvo por objetivo efectuar el análisis predictivo del ascenso de escala magisterial utilizando minería de datos en la Unidad de Gestión Educativa Local (UGEL) de Tacna, 2015 - 2018. Para tales efectos de la aplicación de la minería de datos, se usó como herramienta el software “Entorno para análisis del conocimiento de la Universidad de Waikato” (WEKA) 3.8.3 que nos ayudó a ver que algoritmo de predicción era el que mostraba mayor porcentaje de predicción. Se concluye que el ascenso de escala magisterial es un tema amplio, pero a pesar de todo ello se logró efectuar el análisis predictivo, corroborando que los algoritmos de aprendizaje automático son efectivos utilizando variables personales, académicos y socio económicos. Se concluyó que no solo se debe considerar las variables tomadas, sino otras que podrían tener mayor relevancia, así como variables emocionales y de contexto externo, pero para el caso del presente se consideró predominante los 14 indicadores desarrollados. Se concluyó también que la técnica idónea es el algoritmo de árboles de decisión, Logistic Model Tree (LMT), la cual fue el algoritmo que logró mayor porcentaje sobre la predicción del ascenso de escala magisterial utilizando la metodología, Cross Industry Standard Process for Data Mining (CRISP-DM).

Palabras clave: Análisis predictivo, ascenso de escala, minería de datos.

INTRODUCCIÓN

El presente trabajo de investigación nació ante el interés de desarrollar un análisis predictivo del ascenso de escala magisterial empleando minería de datos en la UGEL Tacna, 2015 - 2018, ante la duda por parte de los docentes en cuanto les beneficia ascender de escala.

Cada proceso publicado por el Ministerio de Educación (MINEDU) en cuanto a nombramiento, contratos, designación y ascenso de escala, generan un sinnúmero de datos que se almacenan en las diferentes UGEL de todo el país que pertenecen a una Dirección Regional de Educación (DRE), y una de ellas específicamente en la ciudad de Tacna, y más aun sabiendo que somos la ciudad número uno en educación, es responsabilidad de la UGEL Tacna, buscar un beneficio de estos datos almacenados para poderlos usar en beneficio de los docentes, para tomar decisiones y realizar acompañamiento pedagógico especializado a los docentes en áreas específicas en función de su desempeño en los exámenes de ascenso de escala magisterial.

En los capítulos de la actual tesis, desarrollamos lo siguiente, Capítulo I, el planteamiento del estudio donde se señala la descripción del problema, antecedentes, problemática de la investigación, formulación, justificación, importancia, alcances, limitaciones, objetivos; en el Capítulo

II, marco teórico donde se señala los antecedentes del estudio, las bases teóricas, y la definición de términos, en el Capítulo III, se señala el marco metodológico para desarrollar la investigación; en el Capítulo IV, se señalan los resultados y discusión de toda la investigación y luego se precisan las conclusiones y sugerencias, para finalizar con la bibliografía.

Cabe mencionar que existen anexos, los cuales ayudan al entendimiento del contenido en los diferentes capítulos de la tesis.

CAPÍTULO I

PLANTEAMIENTO DEL ESTUDIO

1.1. Descripción del problema

1.1.1. Antecedentes del problema

En el ámbito internacional en el país de Ecuador, en la universidad de Guayaquil existe un problema de abandono escolar por lo que se origina la obligación de reconocer secuencias que se descubren en la productividad académica del escolar con el objetivo de obtener conclusiones que mejoren la toma de decisiones. Con el modelo de minería de datos se identificará primordiales evidencias a fin de desfavorecen a estudiantes sobre la productividad académica y qué los orienta a ser cercanos desertores.

Como elemento de datos, se pretende descubrir los componentes que interactúan en la evolución del prototipo de minería de datos para el reconocimiento de estas secuencias de producción académica, que observándolo desde otro punto de vista también pueden servir para ver a los alumnos con mayor probabilidad de éxito para obtener un rendimiento académico elevado, por ejemplo, quienes serían los próximos alumnos pertenecientes del décimo superior.

En el ámbito nacional, todos los años, el MINEDU genera a través de la UGEL una gran cantidad de información, debido a los procesos de

evaluación docente, tales como: concurso de acceso a cargos directivos de instituciones educativas y especialistas de UGEL y DRE, evaluación de desempeño de directivos de UGEL y DRE, evaluación de desempeño en cargos directivos de colegios – educación básica, nombramiento docente, evaluación de desempeño docente nivel inicial y primaria, concurso para el ascenso de escala magisterial, todos estos procesos generan una gran cantidad de información, por lo que se concluye necesario la utilización de las Tecnología de la Información y la Comunicación (TIC) con el propósito de que los datos encontrados sean factibles de ser aojada, modificada, estudiada y observada de una manera correcta y para la toma de decisiones de parte del MINEDU en cuanto a las plazas ofertadas por los diversos procesos y los indicadores a tener en cuenta.

1.1.2. Problemática de la investigación

En este tiempo, podemos darnos cuenta de la entrada en vigencia la ley N° 29944 “Ley de la reforma magisterial”, publicado y entrado en vigencia el día 26 del mes de noviembre del año 2012, dado a conocer través del diario oficial “El Peruano”, con su respectivo reglamento bajo el Decreto Supremo N° 004-2013-MINEDU, en el cual profesores que provienen de antecesores regímenes de labor publicados con anterioridad, que fueron la Ley del profesorado, publicado en el año 1984 y la ley de la carrera pública magisterial, publicado en el año 2007, se unieron al actual

régimen laboral, que denota en su formación ocho escalas magisteriales y demás aumentos remunerativos respectivos, y estas poseen condiciones específicos relacionado al tiempo de permanencia, formación académica y competencias pedagógicas diversificadas, teniendo como base el marco del buen desempeño del profesor.

Que, en concordancia con lo propuesto en el artículo 26 de la ley de reforma magisterial, el ascenso es el desarrollo del adelantamiento paulatino en las diversas escalas magisteriales comprendidas en la ley de reforma magisterial, donde aumenta su remuneración y hace posible al profesor enfrentar cargos de mayor jerarquía; la cual se ejecuta mediante un concurso público que se lleva año a año y considerando las vacantes de ascenso proporcionadas por el Ministerio de Educación. (Resolución Ministerial N° 062-2018-MINEDU, 2018).

Año tras año el Ministerio de Educación, poner a concurso cierta cantidad de plazas vacantes para que los profesores accedan inscribirse y concursar por una de estas plazas y así lograr su objetivo que es ocupar una de estas plazas de ascenso con la cual podrán escalar remunerativamente. Sin embargo, cabe la incertidumbre de muchos profesores, los cuales no postulan por temor a reprobación, y por otro lado aquellos que se atreven, postulan, pero desaprueban y por temor a volver

a desaprobar ya no lo intenta, la problemática radica en que se mantienen por varios años en su misma escala.

Uno de los primordiales orígenes es la perjudicial gestión del desarrollo de evaluación de profesores, lo que da origen a que los docentes no desarrollen un conocimiento completo del desempeño que conocen. Al no tener noción de los puntos frágiles de los docentes y no tener mecanismos con las que puedan reconocerlos, plantear aprendizajes para ellos se transforma en un proceso complejo. Sobre este tema, el MINEDU indicó que “es prioridad hacer modificaciones resaltantes en la práctica de la enseñanza, en los mecanismos con el fin de profesionalizar la labor del profesor y poner más énfasis en el saber pedagógico de los profesores en nuestra sociedad” (Resolución Ministerial N° 0547-2012-MINEDU, 2012).

Por lo anteriormente descrito sería de gran apoyo contar con un aplicativo informático, que permita detectar, estimar e intentar predecir el nivel de probabilidad que tendría un docente para lograr ascender de escala magisterial en la UGEL Tacna.

1.2. Formulación del problema

Problema general: ¿Cómo efectuar un análisis predictivo del ascenso de escala magisterial utilizando minería de datos en la UGEL Tacna?

Problemas específicos: ¿Cuáles son los indicadores que predominan en el ascenso de escala magisterial en la UGEL Tacna?

¿Cuál es el algoritmo más eficiente utilizando minería de datos en el análisis predictivo del ascenso de escala magisterial en la UGEL Tacna?

1.3. Justificación e importancia

La UGEL Tacna tiene influencia marcada en el ascenso de escala magisterial de los docentes bajo su jurisdicción, esto se hace notorio desde la vigencia de la ley de reforma magisterial en el 2012, donde se observa una incomodidad por parte de los docentes sobre la cantidad de plazas ofertadas por el MINEDU, argumentando que no tiene un sustento adecuado de distribución de plazas. (Diario La República, 2014)

Una adecuada distribución de plazas evitaría estas quejas o incomodidades por parte de los docentes a nivel nacional. La investigación que se muestra es pretender dar un resultado informático del estudio de información vinculado a lo académico, socioeconómica y personal, con el fin de predecir el ascenso de escala magisterial a partir de la implementación de minería de datos, para el mejoramiento en el análisis de gigantes volúmenes de información recogidas de las fuentes de datos de la UGEL Tacna, pudiendo tener cantidades probabilísticos de los docentes que podrían ascender de escala magisterial.

1.4. Alcances y limitaciones

Esta investigación tomó la base de datos del sistema de legajos personales (Legix), y del sistema de administración de plazas (Nexus) de la UGEL Tacna, de año 2018.

No se tomó en cuenta los registros de los docentes cesantes (ingresados en el sistema Legix) y tampoco los registros de los docentes contratados (ingresados en el sistema Nexus), al ser este personal docente no apto para el proceso de ascenso de escala.

1.5. Objetivos

1.5.1. Objetivo general

Efectuar el análisis predictivo del ascenso de escala magisterial utilizando minería de datos en la UGEL Tacna.

1.5.2. Objetivos específicos

- a. Determinar los indicadores predominantes del ascenso de escala magisterial en la UGEL Tacna.
- b. Determinar el algoritmo más eficiente utilizando minería de datos, en el análisis predictivo del ascenso de escala magisterial en la UGEL Tacna.

1.6. Hipótesis

Las investigaciones cuantitativas que formulan hipótesis son aquellas cuyo planteamiento define que su alcance será correlacional o explicativo, o las que tienen un alcance descriptivo, pero que intentan pronosticar una cifra o un hecho (Hernández, Fernández, y Baptista, 2015).

1.6.1. Hipótesis general

H₀: El análisis predictivo del ascenso de escala magisterial es significativamente más eficiente utilizando minería de datos en la UGEL Tacna.

H_i: El análisis predictivo del ascenso de escala magisterial no es significativamente más eficiente utilizando minería de datos en la UGEL Tacna.

1.6.2. Subhipótesis

Hipótesis específica 1

H₀: Los indicadores personales son significativamente predominantes utilizando minería de datos en el ascenso de escala magisterial en la UGEL Tacna.

H_i: Los indicadores personales no son significativamente predominantes utilizando minería de datos en el ascenso de escala magisterial en la UGEL Tacna.

Hipótesis específica 2

Ho: El algoritmo LMT es significativamente más eficiente en el ascenso de escala magisterial utilizando minería de datos en la UGEL Tacna.

Hi: El algoritmo LMT no es significativamente más eficiente en el ascenso de escala magisterial utilizando minería de datos en la UGEL Tacna.

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1. Antecedentes del estudio

Para la explicación del estudio como antecedentes se tienen trabajos de investigación relacionados a la minería de datos y ascenso de escala magisterial, las cuales son las siguientes:

A nivel internacional:

En el artículo: “Metodología para la Predicción del Grado de Riesgo Psicosocial en Profesores de Colegios Colombianos usando Técnicas de Minería de Datos”, de Rodolfo Mosquera, Liliana Parra Osorio y Omar D. Castrillón, presentado en el año 2016, Los resultados muestran las conclusiones siguientes:

La metodología utilizada muestra ventajas consideradas por encima de distintas metodologías, debido a que obtuvieron características concernientes a los elementos de contingencia psicosocial.

Las propiedades más resaltantes en la distribución fueron: edad, sexo, tiempo de servicio, detalles sobre el desempeño en el trabajo, propiedades del liderazgo, atención a usuarios que ofenden, proyecciones diferentes y opiniones del responsable del área,

colaboración y manejo del cambio, impulso mental, apoyo entre colegas, estructura laboral, comunicación asertiva del trabajo con el responsable del área, remuneración de acuerdo con el trabajo realizado.

La explicación precisa de la metodología da opción a que sea duplicada de parte de los individuos involucrados en la seguridad y la salud en el trabajo.

El magnitud de distribución debe examinarse de perfil completo con variables diversas, y estas pueden necesitar de un diferente grado del comportamiento respecto a la labor y a la explicación por parte de los grupos de seguridad y salud en el trabajo de las instituciones educativas públicas; de éste modo, en estudios a futuro se podría mejorar la metodología influyendo en factores que aparezcan a raíz de la dinámica estructural y de sistemas de alerta, al igual que influyendo elementos recogidos de las técnicas ingeniosas.

La metodología planteada está orientada en concordancia a las características de las instituciones educativas estatales en Colombia, y esto nos deja pie a ser aplicada en diferentes colegios cuya jornada sea consecuente, usando diversos métodos complejos, con el objetivo de lograr perfeccionar el análisis en base a su verídica

impresión en la reducción en los porcentajes de ausentismo de los profesores.

En el trabajo de titulación: “Modelo de minería de datos para establecer los patrones que tienen relevancia en el campo académico de la especialidad de sistemas de información de la universidad de Guayaquil”, de Elvis Ricardo Tapia Aparicio, presentado en el año 2018, Los resultados permiten obtener las siguientes conclusiones:

En la finalización del presente trabajo se establece que es factible el traslado de datos utilizando un conglomerado de registros comprobados de la base de datos WEKA de la carrera Sistemas de Información, de igual manera se continuó a iniciar una aplicación a través del algoritmo J48 que posibilitó comprender la cantidad de atributos utilizados en el trabajo y la magnitud de aprobados y reprobados por semestre.

Con esta información se puede sugerir que la herramienta WEKA, fue de considerable apoyo para la ejecución de la tesis, su realización es apropiada ya que concedió aplicar técnicas que facilitaron la comprensión de los datos explorados.

Este proyecto incentivo a los alumnos, en el uso de nuevas plataformas para así poder emplearlas, con este modelo el alumno tendrá una mayor motivación y además se podrá conocer que

alumnos obtuvieron un bajo nivel académico y así dialogar con ellos para que eleven su rendimiento.

En los trabajos mencionados en el ámbito internacional, los países de Ecuador y Colombia hacen mención sobre la minería de datos donde WEKA consigue ser estimada como programa óptimo para practicar este proceso debido a la diversidad de algoritmos. También cabe mencionar que con esta aplicación se observó una predicción de la medida de estudiantes que logran aprobar o reprobar un curso, la misma que puede ser usada para ver si un docente puede o no ascender de escala magisterial.

A nivel nacional:

En la tesis denominada: “Predicción del rendimiento académico a través minería de datos en alumnos del primer semestre de la Especialidad de Ingeniería de Computación y Sistemas, Universidad de San Martín de Porres, Lima-Perú” de Eiriku Yamao, precisa que:

Se pudo pronosticar a causa de métodos estadísticas y minería de datos la productividad académica de los alumnos nuevos de la especialidad de Ingeniería de Computación y Sistemas de la Universidad de San Martín de Porres.

Se observaron los primordiales factores que logran pronosticar la productividad académica de los alumnos nuevos y

ejecutaron evidencias que lograron corroborar los resultados logrados como estadísticamente considerables.

Se pudo observar el dominio que ostentan los distintos indicadores de los nuevos alumnos en la productividad académica en su primer semestre académico. Las variables originadas como punto de inicio de la información sacada de la base de datos de la universidad lograron originar formas que colaboraron al reconocimiento anticipado de alumnos que quizás puedan enfrentarse con obstáculos en su vida académica.

En la tesis denominada: “Evaluación de ascenso de escala magisterial y desempeño profesor en la UGEL Huancayo” de Isaías Saúl Huamani Berrios, presentado en el año 2017, determina que:

En esta tesis se evidencio la vinculación real de la evaluación de ascenso de escala magisterial y el desempeño de los profesores en la UGEL Huancayo, por lo tanto, se encuentra una alianza de factores en el reflejo del trabajo, pero, en la población no evidencia una vinculación relevante.

La productividad académica de los profesores que colaboraron en la evaluación de ascenso de escala magisterial no es perfecta. Por consiguiente, la actual plataforma de evaluación implementada y ejecutada para ascensos no coopera al crecimiento

de los docentes, y peor aún, no ayudara al desarrollo de la calidad educativa en el Perú.

En la tesis titulada: “Sistema de información con el fin de elegir las decisiones utilizando técnicas de análisis predictivo para la entidad IASACORP Internacional S.A.” de Bertha Yrene Espinoza Espinoza y Natalia Elizabeth Gutiérrez Rivera, presentado en el año 2015, concluye que:

En La tecnología de BI en la actualidad ayuda con las sociedades a nivel estratégico y operacional por lo que logran obtener determinaciones en las distintas áreas de una sociedad por medio de los factores de gestión, así de cómo el análisis de tendencias y predicción del futuro a través de la minería de datos.

En la tesis denominada: “Predicción del rendimiento académico de los alumnos de la UNSAAC en base a su ingreso usando algoritmos de aprendizaje automático” de Dennis Iván Candía Oviedo, presentado en el año 2019, concluye que:

La productividad académica de los escolares es un asunto demasiado complicado y que obedece de bastantes variables no solo socio demográficas y socio educativas, además obedecen a otras circunstancias como el compostura emocional de los

escolares, además de la familia, como se observó en las referencias, por otro lado, la productividad académica logra predecir por medio de la información de inicio o de ingreso a la UNSAAC, manejando los algoritmos de aprendizaje automático hasta en un 69 % de veracidad.

Las causas principales de los datos de inicio que diagnostican la productividad académica de los alumnos como punto de inicio de los datos de inicio son variadas, lo más importante es: La nota de admisión, la carrera profesional que elige, el ciclo, el género, y la forma de admisión, entre otros.

Según la primera tesis menciona del ámbito nacional, es posible predecir el rendimiento académico, eligiendo los principales indicadores tales como sexo, edad, notas académicas históricas. Según la segunda tesis, el rendimiento académico de los docentes de la región de Huancayo que participaron en el proceso de evaluación de ascenso no fue óptimo. En la tercera tesis se recalca que la información brindada por la herramienta de minería de datos es muy valiosa ya que permite tomar decisiones efectivas en las diferentes estrategias. Y en la cuarta tesis dice que si se puede predecir el rendimiento académico a través de los datos utilizando algoritmos.

2.2. Bases teóricas

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; ¿Que 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.

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).

Predicciones

Se define “Tras corroborar las relaciones entre variables a través técnicas de aprendizaje en computación y definir las incertidumbres

correctas, se evidencian patrones de comportamiento que logran obtener un modelo predictivo” (Martínez y Daradoumis, 2017).

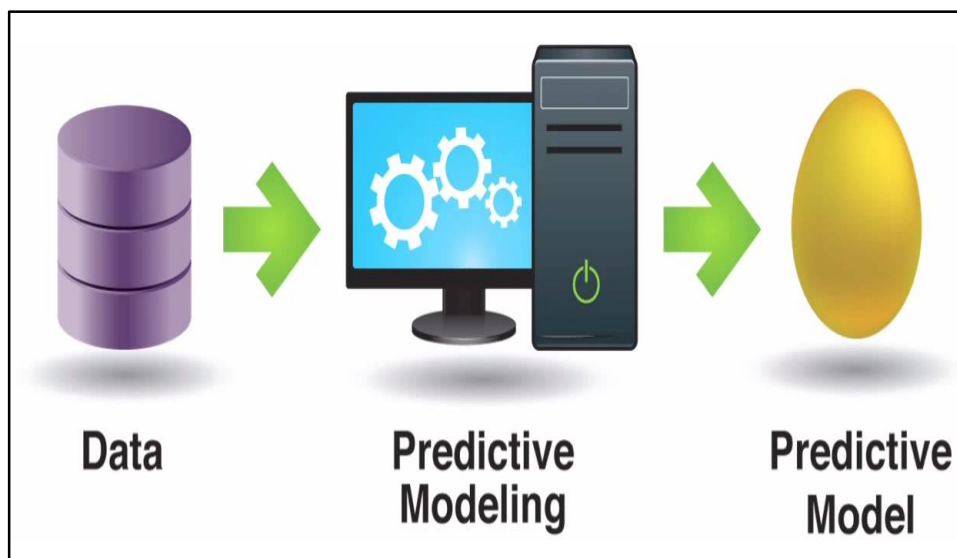


Figura 1: Modelo predictivo
Fuente: Martínez y Daradoumis (2017)

Este funcionamiento predictivo se logrará utilizar con el objetivo predecir qué probabilidades existe un individuo – en relación de los datos se acondicione de la misma – renueve de una forma definida, por ejemplo: Si adquiriera un artículo, si modificará de opinión, si pidiera un servicio. Luego de insertada la información de la persona y se ejecute la estructura predictiva se logrará una puntuación a fin de mostrar la posibilidad de que se genere una condición detallada por el modelo.

Socioeconómica

Es la magnitud correspondiente económica y social de un ser o su grupo. Por lo tanto, en dicha investigación, se usó como magnitud el tipo de institución educativa y la remuneración mensual, comprometiendo al alumno que no percibe alguna subvención.

Académico

“La universidad establecida como institución como tal, ejecutable, dispuesta a la mayor empleabilidad posible, olvida lo más importante de su razón de creación. Se debe a la esencia de la parte académica y debe despejar la mirada de todo lo que tenga que ver consecutivamente a la práctica. Pero, el ambiente laboral indica otro asunto: los alumnos se enfocan en títulos debido a que lo exige las entidades de trabajos públicos o privados. En estos tiempos la universidad se debe a una formación profesional que no estaba visible entre los jóvenes adinerados y la plebe que se formaron junto a Platón. Y, por otro lado, ¿qué es lo que diferencia una universidad de una escuela profesional? En el fondo del asunto, y solo, la presencia de lo académico, sin importar la titulación que se forme. Un específico ente es universitario cuando presenta sus clases y formación de forma académica, esto es, esencialmente teórico”. (Pieper, 2018).

Personales

El tema de datos personales ha sido considerablemente ilustrado en otros países con legislaciones que han establecido el gran cambio informático. Así es el caso sobre las normas legislativas que brindaban una seguridad necesaria contra la advertencia de las tecnologías de la información, en que se habla del nacimiento de un derecho, lo que en un futuro cercano se llamará por “Protección de Datos Personales”. Esta sentencia establece en realidad lo que determinados autores han llamado “El sermón de la montaña de la protección de datos”. (Cueto, 2012)

Género

Con relación al género, existe mientras avanza el tiempo, menos diferencia entre los géneros como categoría de análisis, y esto se demuestra en relación con el rendimiento académico, y además los roles sociales son menos diferenciados en el ámbito laboral o social. (Osborne y Molina, 2011).

Licencia

Es el derecho del docente para no asistir al colegio por uno o más días. Se concreta a través de una resolución administrativa por la UGEL o DRE. Su trámite se origina en su respectivo colegio y finaliza en la UGEL o DRE respectiva. Puede ser con goce o sin goce de remuneraciones. (Decreto Supremo N° 004-2013-MINEDU, 2013).

Sueldo

Es donde la apreciación es estándar en su cantidad, estable en el tiempo y se concede con carácter universal incluyendo en su totalidad a los docentes de la ley de la reforma magisterial, de acuerdo con la escala lograda y la jornada laboral. Se valida a través de un Decreto Supremo y esto conlleva una escala única de ámbito nacional de la realización forzosa por todas las UGEL y DRE del sector educativo. (Decreto Supremo N° 004-2013-MINEDU, 2013).

Base de Datos

Se establece: “Una base de datos es un agrupamiento de datos relacionados. Además, cuando definimos la palabra datos nos dirigimos a los hechos (datos) establecidos que son posibles de grabar y que aportan una definición implícita” (Elmasri y Navathe, 2007).

Una base de datos (BD) contiene particularidades comprendidas:

- Una base de datos simboliza un criterio del mundo real, a su vez algunas situaciones se describen como un mundo pequeño o universo de discurso.
- Una base de datos es una compilación de información lógicamente congruente a una clase de alcance relacionado. Es incorrecto designar base de datos a un diverso incierto de información.

- Una base de datos se plantea, edifica y completa con información con un objetivo particular. Establece un conjunto supuesto de clientes y además de aplicaciones preestablecidas en las que esos clientes demuestran interés.

Se define a la “propia base de datos como un almacén digital para contener información, se podría decir cómo; un depósito o almacén de una agrupación de archivos de datos digitales” (Date, 2001).

Se definen a las bases de datos como: “Una agrupación de datos debidamente organizados y establecidos por medio de un proceso singular, que trata de evitar la repetición de información, y que se almacena en un medio de archivos digital amplio, como un disco” (Reinosa, Maldonado, y Muñoz, 2012).

Castaño menciona que la base de datos es una "agrupación o almacén de datos incorporados, con repetición vigilada y con una estructura que refleja las correlaciones y limitaciones tangible en el mundo real" (Castaño, 2001). Los datos, que podrían ser distribuidos por distintos clientes y además ejecutables, pueden sostenerse como autosuficientes de éstos; y su explicación, únicamente depende según su clase de datos, pueden alojarse pegado con sus similares. En este contexto, los mecanismos de actualización y restauración, habituales y bien delimitados,

deben ser idóneos de mantener la integridad, seguridad y privacidad del conglomerado de los datos.

Minería de Datos.

La minería de datos “es un sistema de información definido en computación que busca amplios almacenes de datos para crear información y encontrar un conocimiento más actualizado. La palabra tiene como inicios en la minería tradicional; pero, lo que se busca es el conocimiento que nos ayude descubrir elementos como: Secuencias relevantes, relación entre la información, establecer reglas, predecir significados no visto antes, integrar objetos similares y otros atributos que son trabajosos de encontrar en sistemas de información tradicionales” (Peña-Ayala, 2014).

La minería de datos se vincula con diferentes clases ascendientes, así como: aprendizaje automático, aprendizaje profundo, visibilidad de secuencias, restauración de datos, aprendizaje estadístico, inteligencia artificial, entre otras. De acuerdo con (Hernández, Ramírez, y Ferri, 2004), los modelos de aprendizaje utilizados en la minería de datos son capaces de dividirse en dos categorías visibles: predictivos y descriptivos.

Minería de datos, es la práctica de la exploración de considerables volúmenes de información con el objetivo de revelar patrones y tendencias invariables de hallar con un fácil análisis.

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 deberes esenciales con el fin de definir un marco de trabajo del ciclo de vida de minería de datos (Wirth y Hipp, 2000)

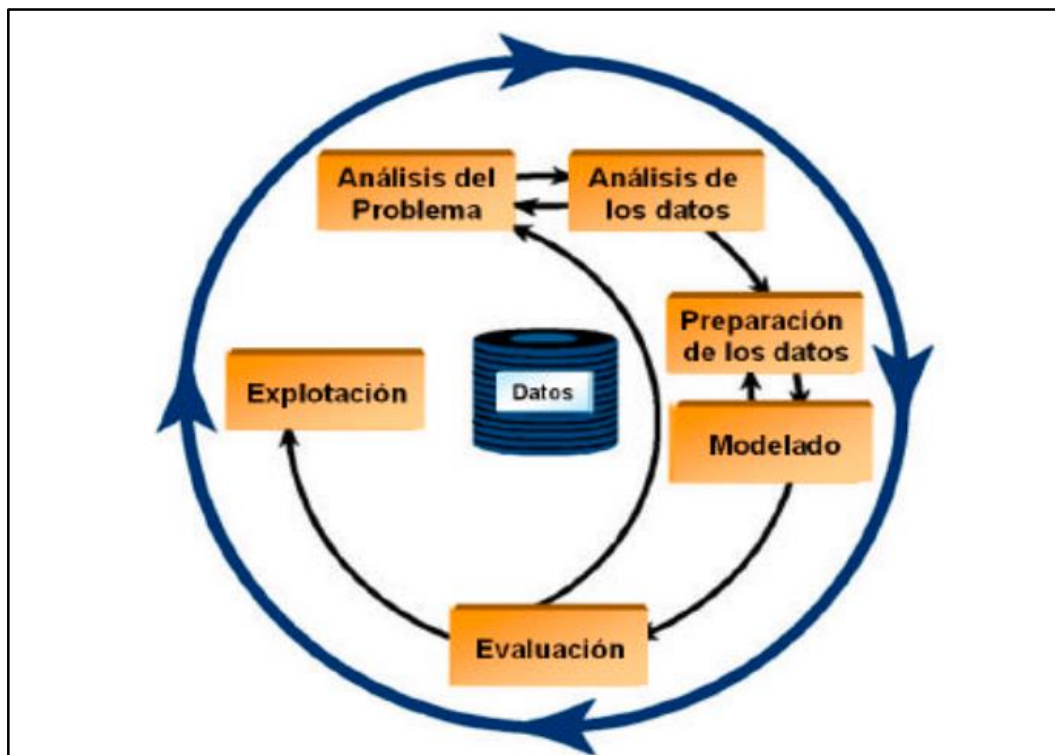


Figura 2: Fases del modelo CRISP-DM

Fuente: Wirth y Hipp (2000)

Las direcciones, en el modelo, señalan la sujeción más sobresalientes y habituales entre las fases. El modelo muestra una sucesión iterativa por lo tanto la sucesión de las fases no es rigurosa y es factible desarrollar y replegarse en medio de las fases las veces sea

solicitada. Se desea que el modelo sea adaptable ante la aparición de un caso en la industria, la herramienta y la aplicación de minería de datos (Chapman, y otros, 2000).

Además, la guía de CRISP-DM de Chapman, y otros, (2000) señala cada proceso del modelo detalladamente y son:

➤ Comprensión del negocio

Se inicia con esta fase y se orienta en la comprensión de los logros del trabajo y los requisitos desde la visión de una transacción, con el objetivo de transformar esta comunicación a través de la descripción del problema de minería de datos y un proyecto de trabajo pre-inicial para lograr aquellas finalidades. Contiene los subprocesos de: Comprensión del entorno y determinación de objetivos, evaluación de la situación, determinación de los objetivos de minería de datos aplicado a la tesis y desarrollo del plan del proyecto.

➤ Comprensión de los datos

Continúa con la fase donde origina con la vinculación de datos iniciales y prosigue con las labores con el objetivo de confraternizar los datos, reconocer enigmas de calidad, constituir una percepción universal y localizar información escondida. Se halla una vinculación aledaña entre la comprensión del negocio y el entendimiento de los datos.

➤ Preparación de los datos

Envuelve todos los procedimientos vinculados con el desarrollo del grupo de información a usarse para la minería desde la información principal. En varias situaciones, estas labores se ejecutan en varias oportunidades y no indispensablemente en una secuencia específica.

➤ Modelamiento

En esta fase, varios procesos son elegidos y ejecutados, graduando los parámetros para mejorar los productos. Peculiarmente, hay varios procesos para una clase de enigma de minería de datos. Algunas solicitan un tipo determinado de la información. La fase de preparación y modelamiento están vinculados.

➤ Evaluación

En esta fase, se encuentran modelos que aparentan cumplir aspectos de importancia desde un objetivo del análisis de datos. Ahora se continua en la última fase de despliegue es necesario ejecutar una valoración más detallada del modelo y observar paso a paso los utilizados en la edificación para asegurarse de que cumplen con los criterios solicitados.

➤ Despliegue

Los planes habitualmente no terminan con la ejecución de los modelos. Normalmente, el entendimiento logrado debe ser estructurado y

mostrado para que el usuario pueda ejecutarlo. Reconociendo las demandas la fase de despliegue pudiera ser tan sencillo como concepción de reportes o tan artificioso como el principio de un desarrollo reiterativo.

Algoritmos de clasificación

Para González, (2018) los algoritmos de clasificación buscan marcar todos los ejemplos escogiendo entre varios tipos diferenciados. Estos algoritmos originan modelos predictivos con inicio de información de instrucción que poseen particularidades y rótulos de clase. Estos modelos predictivos, al mismo tiempo usan la característica aprendida de los datos de instrucción por encima datos recién generados, no desarrollados anticipadamente, para predecir los rótulos de clase.

Los tipos de algoritmo de clasificación incluyen:

- Regresión logística. La regresión logística es un algoritmo de clasificación que se usa para predecir el porcentaje de una variable dependiente absoluta y en la regresión logística, la variable dependiente es una variable binaria (González, 2018).

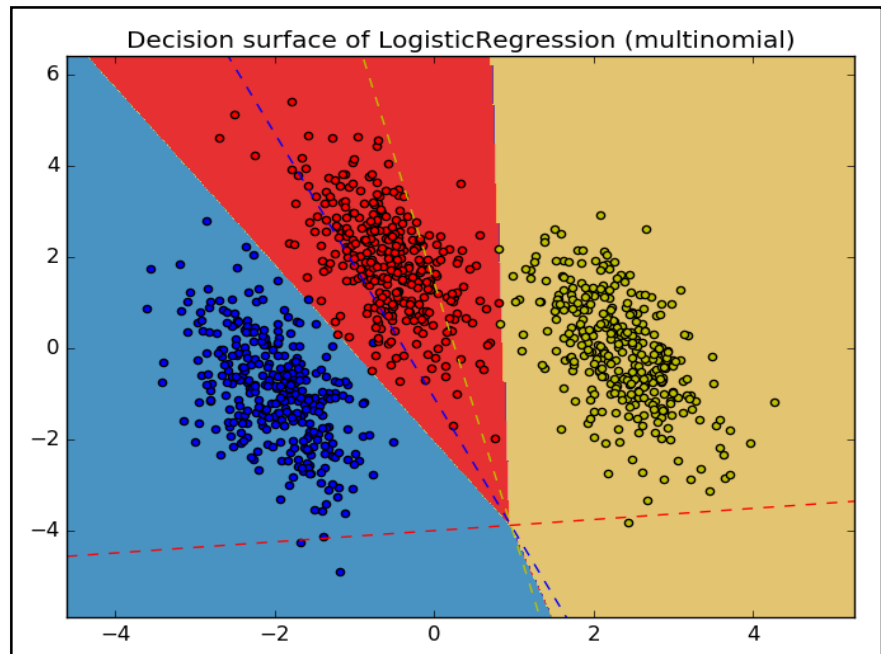


Figura 3: Regresión Logística.

Fuente: Imagen extraída de:
<https://www.paradigmadigital.com/techbiz/machine-learning-dummies>

- Vecinos más cercanos (KNN): El algoritmo KNN es un algoritmo de clasificación simple, incluso puede dar resultados altamente competitivos además clasifica con robusto y versátil que normalmente marca una alusión para clasificadores más complicados como las redes neuronales artificiales y vectores de soporte (González, 2018).

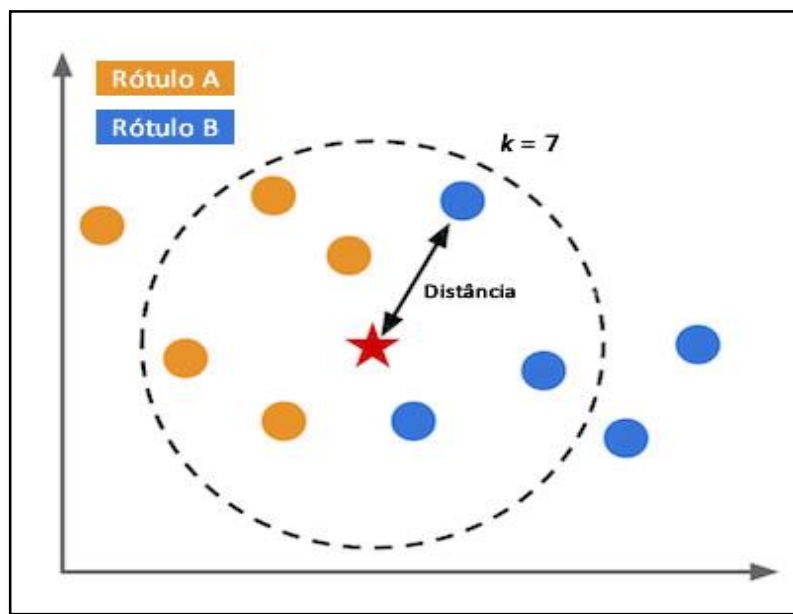


Figura 4: Algoritmo de KNN

Fuente: Imagen extraída de: <http://computacaointeligente.com.br/algoritmos/k-vizinhos-mais-proximos>

- Máquinas de vectores de soportes (SVM): El algoritmo de SVM es un clasificador diferente establecido normativamente por un hiperplano de disolución. En otros términos, asignados los datos de adiestramiento marcados por el algoritmo que origina un hiperplano mejorado que organiza los recientes sucesos (González, 2018).

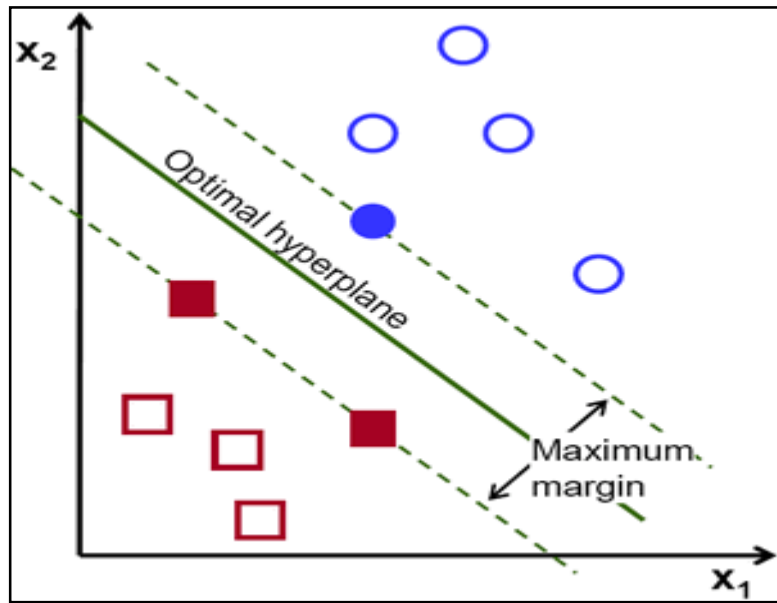


Figura 5: Algoritmo SMV

Fuente: Imagen extraída de:
<https://www.paradigmadigital.com/techbiz/machine-learning-dummies>

- Árboles de decisión clasificación: Es un tipo de algoritmo de aprendizaje monitoreado que se usa esencialmente en enigmas de clasificación, en esta técnica, separamos la data en dos o más grupos hipogeos centrados en el discriminador más resaltante en las variables de entrada, luego se distingue la variable más significativa y su valor que proporciona los mayores grupos similares de población (González, 2018).

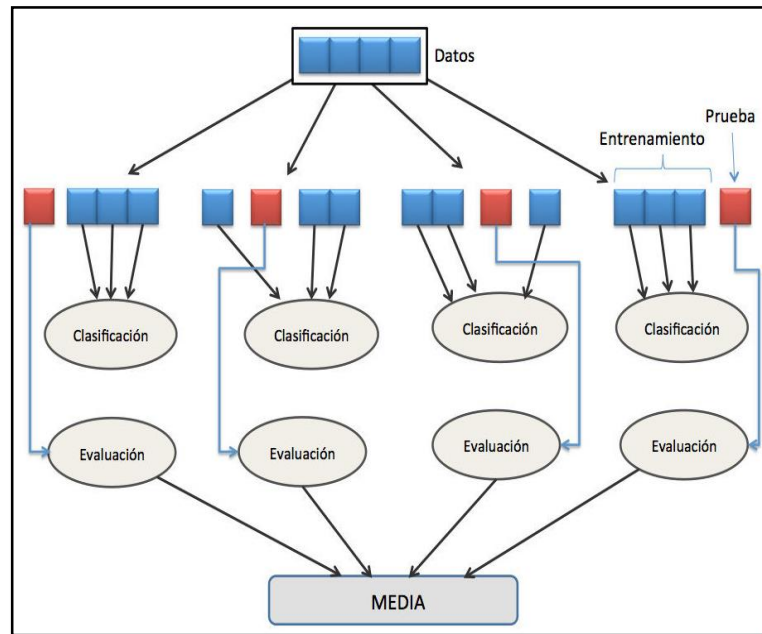


Figura 6: Árbol de decisión.

Fuente: <http://www.peruanalitica.com/2013/09/arboles-de-decision>

- Bosques aleatorios clasificación: Gonzales, (2018). Random Forest es un método cambiante de aprendizaje mecánico posible de ejecutar trabajos de regresión como también de clasificación. Además, desarrolla el método de disminución dimensional, y esto pacta datos perdidos, datos irregulares y otros pasos necesarios de indagación de datos. Es un tipo de método de aprendizaje por grupos, donde un conjunto de modelos débiles se combina para forma un modelo robusto (González, 2018).

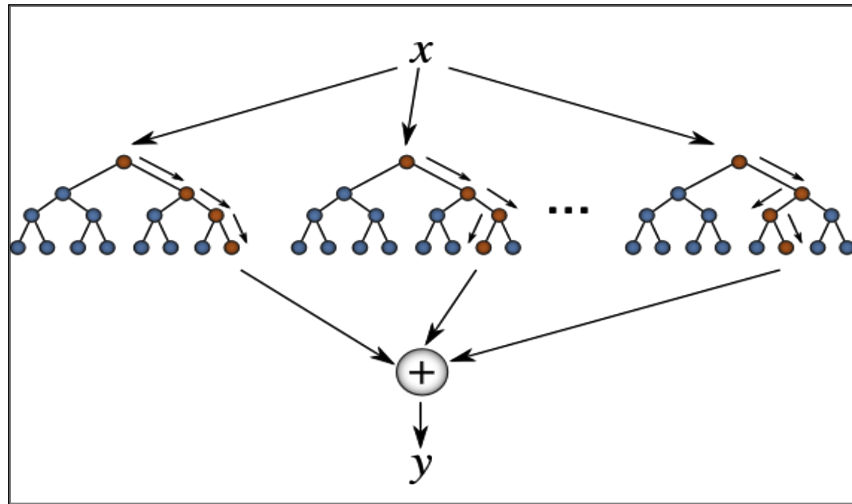


Figura 7: Algoritmo de Random Forest

Fuente: Imagen extraída de: <https://www.paradigmadigital.com/techbiz/machine-learning-dummies>

- Algoritmo Logistic Model Tree. Aguilera y Subero, (2012) dicen que es un algoritmo de clasificación (dentro de las técnicas de minería de datos) que combina dos métodos de aprendizaje: Un modelo de árbol de inducción con un modelo de regresión logística en las hojas de árbol. En las hojas de este clasificador se realiza una regresión lineal, la cual lleva a cabo un ajuste de mínimo cuadrado de un conjunto de parámetros a una variable objetivo, numérica para formar un modelo de la forma: $F(x) = B_0 + \sum X_i B_i = B^t \cdot x$, donde x es un vector de entrada. Luego por cada clase evaluada en los nodos hojas se obtendrá una aproximación basada en el 100 % de correspondencia con la clase.

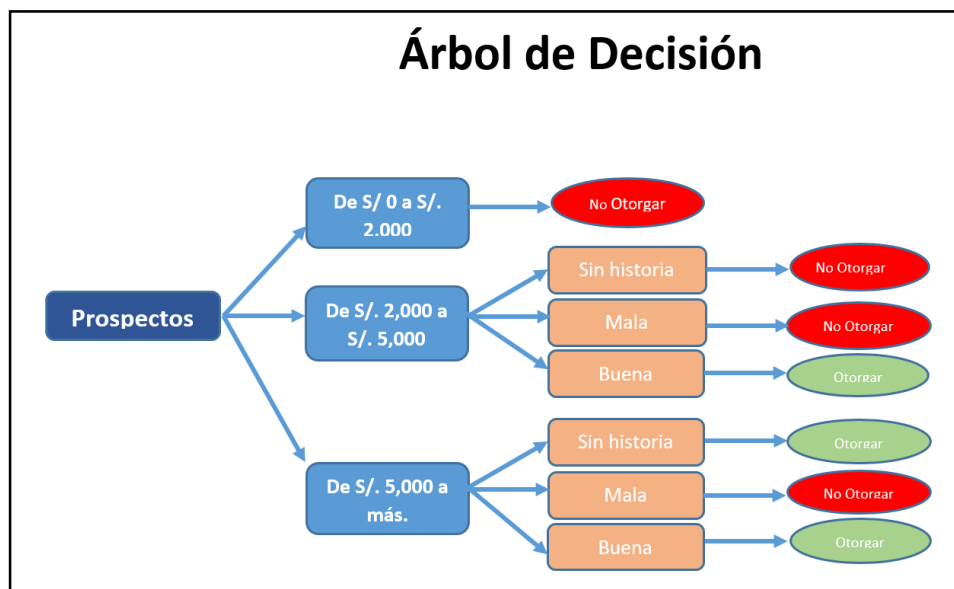


Figura 8: Árbol de decisión.

Fuente: Imagen extraída de: <http://www.peruanalitica.com/2013/09/arboles-de-decision/>

2.3. Definición de términos

Sistema.

Sommerville, señaló que “Un sistema es una recopilación intencionada de elementos vinculados, de diferentes tipos, que operan en conjunto para lograr algún objetivo” (Sommerville, 2011).

También señala que: “Un sistema es una agrupación de componentes vinculados de tal forma que dan origen al efecto algo superior y diferente a la sencilla incorporación de los componentes” y “Todo sistema se puede definir por sus entradas, sus procesos y sus salidas” (Horacio, 2002).

Sistema de base de datos.

Según Date, representa como: “Un sistema de base de datos es esencialmente un sistema computacional para almacenar datos; quiere dar a entender, es un sistema computacional en la cual su finalidad principal es guardar datos y que puedan acceder a los usuarios para reordenar y modernizar esos datos con base en pedidos” (Date, 2001).

Información.

Describe Horacio que: “La información es un dato o una agrupación de datos desarrollados por un sujeto específico que labora, en un determinado tiempo, sobre una dificultad específica, para lograr un propósito respectivo” (Horacio, 2002).

Conocimiento

El descubrimiento de conocimiento recae en diversas contextualizaciones con los que está vinculado, así como: “Los datos, la información, la reorganización de la información y el conocimiento. Los datos se basan y se conforman en sucesos, graficas, o sonidos. Además, se mezclan con su análisis y lo que dan a entender, se transforma en información. Por lo que, la información se basa en datos que fueron formateados, depurados y recapitulados” (Chen, 2001).

Calidad

La definición de calidad se desglosa en dos niveles. “El primer nivel de la calidad equivale a trabajar en las especificaciones, mientras que el segundo nivel equivale a satisfacer al usuario” (Hoyer, 2001).

Otra definición es: “Atributo o agrupación de atributos inherentes a algo, que posibiliten juzgar su valor” (Real Academia Española, 2014).

CAPÍTULO III

MARCO METODOLÓGICO

3.1. Tipo y diseño de la investigación

3.1.1. Tipo de la investigación

Para Hernández, Fernández, y Baptista (2015), con los trabajos descriptivos se busca detallar las peculiaridades y los perfiles de sujetos, equipos, asociaciones, desarrollos, objetos o cualquier otra rareza que se sujete a un análisis. Es decir, exclusivamente buscan calcular o recabar información de forma singular o grupal por encima de los términos o las variables con las que se expone, así, su plan no es señalar de qué forma se vinculan.

También menciona Hernández, Fernández, y Baptista (2015), El enfoque cuantitativo es ordenado y probatorio. Ya que toda fase continua al posterior y no deberíamos “brincar” o evadir pasos. La secuencia es estricta, por otro lado, podemos reestablecer alguna etapa. Se origina de una idea que va acoplándose y, a la vez de forma demarcada, se distribuyen los objetivos y consultas del trabajo, se verifica la literatura y se estructura un marco o una óptica teórica.

Por lo tanto, el presente trabajo de investigación tiene un enfoque cuantitativo y un tipo de investigación descriptivo según lo mencionado con Hernández, Fernández, y Baptista (2015).

Las investigaciones cuantitativas que formulan hipótesis son aquellas cuyo planteamiento define que su alcance será correlacional o explicativo, o las que tienen un alcance descriptivo, pero que intentan pronosticar una cifra o un hecho.

3.1.2. Diseño de la investigación

El presente trabajo de investigación conforme con lo que manifiesta Hernández, Fernández, y Baptista (2015), es no experimental debido a que la investigación se focaliza en el análisis de la variable de trabajo; sin el manejo preconcebido de variables y en los que observan los fenómenos en su alrededor natural para posteriormente analizarlos. Además, es transeccional o transversal descriptivo, debido a que posibilita comprender la variable, por medio de una exploración original en un instante representativo de la variable.

Por lo tanto, se consideraron toda la información actualizada del periodo 2015 al 2018, pero es transversal debido a que se trabajó con la información actualizada con fecha de corte 2018.

3.2. Población y muestra

3.2.1. Población

Tabla 1: Población de estudio de la UGEL Tacna

DESCRIPCIÓN	CANTIDAD	PORCENTAJE
Docentes nombrados de Educación Básica Regular (EBR)	2468	96,59 %
Docentes nombrados de Educación Básica Alternativa (EBA)	47	1,84 %
Docentes nombrados de Educación Básica Especial (EBE)	19	0,74 %
Docentes nombrados de Educación Técnica Productiva (ETP)	9	0,35 %
Administración	12	0,47 %
TOTAL	2555	100,00 %

Fuente: Recursos Humanos de la UGEL Tacna.

Según Hernández, Fernández, y Baptista (2015), Población o universo es el conglomerado para los casos que coinciden con concretas determinaciones.

Por lo tanto, la población para este trabajo de investigación se tiene la totalidad de registros de la base de datos del sistema “Legix” y del sistema “Nexus”, del periodo 2015 hasta el 2018, estas cantidades son: 2555 registros de la base de datos de Legix, 2555 registros de la base de datos de Nexus, ambos alimentan de diferentes campos los registros de cada docente nombrado en la jurisdicción de la UGEL Tacna.

3.2.2. Muestra

Tabla 2: Muestra de la población de estudio

DESCRIPCIÓN	CANTIDAD	PORCENTAJE
Docentes nombrados de Educación Básica Regular (EBR)	2468	96,59 %
Docentes nombrados de Educación Básica Alternativa (EBA)	47	1,84 %
Docentes nombrados de Educación Básica Especial (EBE)	19	0,74 %
Docentes nombrados de Educación Técnica Productiva (ETP)	9	0,35 %
Administración	12	0,47 %
TOTAL	2555	100,00 %

Fuente: Tabla 01: Población de estudio de la UGEL Tacna.

Las muestras no probabilísticas, la preferencia de los elementos no necesita de la probabilidad, salvo de orígenes vinculadas con las propiedades de la investigación o la intención del investigador (Hernández, Fernández, y Baptista, 2015).

La muestra será obtenida por el método de muestreo no probabilístico, con un muestreo intencional o de conveniencia, es donde el desarrollador elige directa e intencionalmente los datos de la población y entiende todos los registros que comprendan información sobre los docentes relacionada con los datos personales, académicos, y socioeconómicos y en total son 2555 docentes, todos los docentes nombrados en la UGEL Tacna hasta el 2019.

3.2.3. Muestreo

La particularidad esencial del muestro es que los resultados sean propios de la población en global. Según Hayes, (1999), hay tres métodos de muestreo, y uno de ellos es el censal: “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.

3.3. Operacionalización de variables

Tabla 3: Operacionalización de variables

VARIABLE	DEFINICIÓN CONCEPTUAL	DIMENSIONES	INDICADORES	ITEM	ESCALA
ANÁLISIS PREDICTIVO DEL ASCENSO DE ESCALA MAGISTERIAL	Se conceptualiza al análisis predictivo tal como se detalla: “Es una manera de análisis avanzado que busca datos almacenados para satisfacer la consulta; ¿Que es probable que suceda en el futuro?” (Iberdrola, 2021). Ascenso se define como ascenso a: “Las personas satisfechas con su trabajo son más productivas que las insatisfechas” (Chiavenato, 2007). Por otra parte, dice que “el otro motivo para evaluar el desempeño se refiere a determinar que trabajadores serán ascendidos. Aun cuando es aparentemente correcto ascender solo al mejor trabajador, esto no pasa seguido., las políticas en diversos centros laborales es ascender a los trabajadores con mayor tiempo de servicios en dicha entidad” (Aamodt, 2010).	PERSONALES	Edad	1	Ordinal
			Género	2	
		ACADEMICOS	Nivel de Centro de Estudios	3	Ordinal
			Centro de Estudios	4	Ordinal
			Grado Educativo	5	Ordinal
		SOCIO - ECONOMICOS	Sueldo	6	Ordinal
			Categoría remunerativa	7	Ordinal
			Tigo de gestión	8	Ordinal
			Modalidad de Trabajo	9	Ordinal
			Cargo	10	Ordinal
			Nivel de Trabajo	11	Ordinal
			Lugar de trabajo	12	Ordinal
			Tiempo de servicio	13	Ordinal
			Licencia	14	Ordinal

Fuente: Elaboración propia

3.4. Técnica e instrumentos para la recolección de datos

Las técnicas e instrumentos para aplicar durante la investigación son las siguientes:

3.4.1. Técnica

Técnicas de recolección de datos, así como la información de los procesos de la UGEL Tacna, la observación de los documentos que se generan año tras año por parte del MINEDU, compendios del área de estadística por años determinados de la UGEL Tacna, que estos se reflejan en los sistemas de la UGEL, a través de la solicitud se nos proporcionó acceso a los dos sistemas y poder trabajar con toda la información disponible.

3.4.2. Instrumento

Instrumentos de recolección de datos, se recabó a través de análisis de los sistemas Nexus y Legix, para consolidar los campos de recolección de datos se usó la técnica de juicio de expertos que se encuentra en el “Anexo 04” de la presente tesis, para ver la definición exacta de cada campo de los registros obtenidos de ambos sistemas.

Y para la predicción de los datos se trabajó con la metodología CRISP-DM de minería de datos. Como metodología, incorpora

especificaciones para etapas comunes de un diseño, las labores inevitables para cada paso y la descripción de las vinculaciones entre las funciones. CRISP-DM proporciona una síntesis del periodo trascendental de minería de datos.

3.5. Procesamiento y análisis de datos.

Para el análisis de la predicción de los datos se trabajó con la metodología CRISP-DM. Prosiguiendo, en la tabla 4 determinamos las fases del procesamiento de información.

Tabla 4.
Fases del procesamiento de información.

FASE	Descripción
I	Comprensión del negocio
II	Comprensión de datos
III	Preparación de datos
IV	Modelado
V	Evaluación
VI	Despliegue

Fuente: Elaboración propia

CAPÍTULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1. Resultados

4.1.1. Resultados a nivel descriptivo

Se logró efectuar el análisis predictivo del ascenso de escala magisterial utilizando minería de datos en la UGEL Tacna, apoyados del software Weka 3.8.3.

Se logro determinar los resultados de los algoritmos, teniendo como algoritmo más efectivo al Algoritmo LMT con un porcentaje de 87,83 %, y los siguientes fueron; Árboles de decisión J-48 con un porcentaje de 86,73 %, Árboles de decisión de transmisión con un porcentaje de 86,26 %, Árboles de decisión Random Forest con un porcentaje de 85,87 %, Algoritmo de Función Logística con un porcentaje de 85,64, Árboles de decisión rápida con un porcentaje de 85,13 % y el Algoritmo de vecinos más cercanos con un porcentaje de 80,31 %.

Se logró identificar que no hay indicadores predominantes, que todos son importantes, gracias al procesamiento, análisis e interpretación de la data proporcionada por el área de escalafón a través de su sistema “Legix” y por el área de “Nexus” a través del sistema del mismo nombre.

4.1.2. Resultados a nivel inferencial

Prueba de normalidad

Se analizaron los datos con un nivel de confianza del 95 % y significancia de 5 % y se formularon las siguientes hipótesis:

H₀: Los datos provienen de una distribución normal.

H_i: Los datos no provienen de una distribución normal.

Según Guisande Gonzales, Vaamonde Liste, y Barreiro Felpeto (2013) el test de Kolmogorov-Smirnov “es el argumento pertinente para testar la normalidad de una muestra si el número de datos es mayor ($n > 30$), pero por otro lado se puede usar tanto para muestras grandes como pequeñas”.

En el caso del indicador edad se utilizó la prueba de kolmogorov-Smirnov, por ser la cantidad mayor a 30.

- Si $P \text{ valor} \geq \alpha$, entonces se acepta H_0
- Si $P \text{ valor} < \alpha$, entonces se acepta H_i

Se aplicó la prueba y los resultados fueron los siguientes:

En la figura 9 podemos observar la distribución de nuestros datos para el indicador edad en un gráfico Q-Q normal para la predicción de ascenso.

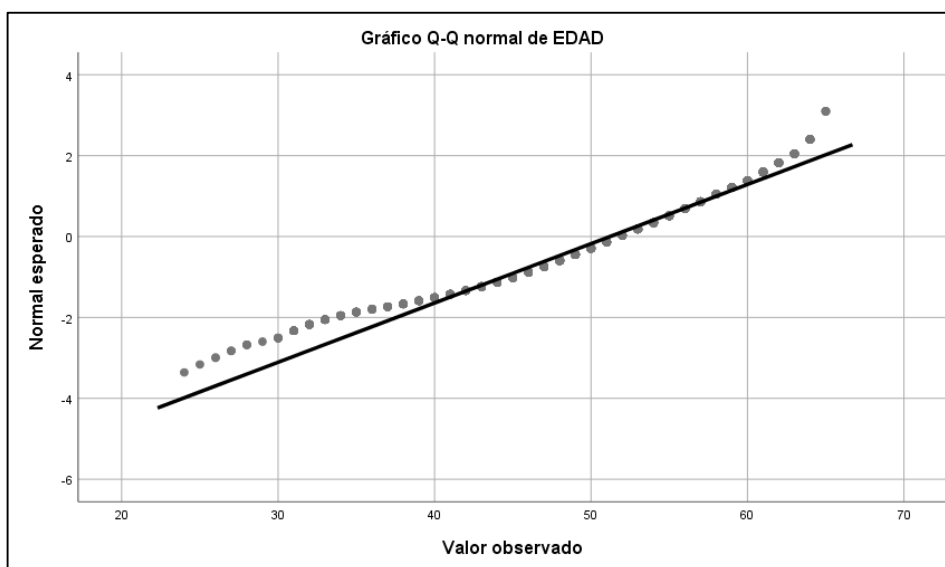


Figura 9: Distribución de la variable personal.
Fuente: Elaboración propia.

En la figura 9, podemos observar que no sigue la tendencia de normalidad esperada, debido a que muchos de los datos no se encuentran pegados a la tendencia normal que se representa con una línea diagonal.

Seguidamente obtenemos nuestro P valor mediante el siguiente cuadro que nos proporciona SPSS aplicando la prueba de Kolmogorov-Smirnov.

Pruebas de normalidad			
Kolmogorov-Smirnov ^a			
	Estadístico	gl	Sig.
EDAD	,077	2555	,000
a. Corrección de significación de Lilliefors			

Figura 10: Prueba de normalidad para la variable personal.
Fuente: Elaboración propia.

Mediante los resultados obtenidos en la prueba de normalidad de Kolmogorov, se concluye que al ser nuestro P valor = $0,000 < \alpha = 0,05$, entonces se acepta H_i , entonces los datos no provienen de una distribución normal.

Prueba de hipótesis específica 1

H_0 : Los indicadores personales son significativamente más predominantes en el ascenso de escala magisterial utilizando minería de datos en la UGEL Tacna.

H_i : Los indicadores personales no son significativamente más predominantes en el ascenso de escala magisterial utilizando minería de datos en la UGEL Tacna.

Para esta prueba se estableció un nivel de significancia $\alpha = 0,05$ y como nuestros datos no siguen una distribución normal se utilizó el estadístico de prueba U de Mann-Whitney para ver los indicadores personales y su mediana estadística.

Aplicamos la prueba y obtenemos nuestro P -valor mediante el siguiente cuadro que nos proporciona SPSS.

Estadísticos de prueba^a	
	EDAD
U de Mann-Whitney	277616,000
W de Wilcoxon	340097,000
Z	-8,640
Sig. asintótica(bilateral)	,000
a. Variable de agrupación: ASCENDIO	

Figura 11: Prueba de U de Mann-Whitney para la variable personal.

Fuente: Elaboración propia.

Según los resultados obtenidos en la prueba U de Mann-Whitney, se concluye que al ser nuestro P-Valor $0,000 < \alpha = 0,05$, entonces se acepta H_i , por lo tanto, el indicador personal no es significativamente más predominante en el ascenso de escala magisterial.

Prueba de hipótesis específica 2

H₀: El algoritmo LMT es significativamente más eficiente en el ascenso de escala magisterial utilizando minería de datos en la UGEL Tacna.

H_i: El algoritmo LMT no es significativamente más eficiente en el ascenso de escala magisterial utilizando minería de datos en la UGEL Tacna.

Para esta prueba se estableció un nivel de significancia $\alpha = 0,05$ y como nuestros datos no siguen una distribución normal se utilizó el

estadístico de prueba U de Mann-Whitney para ver los indicadores personales y su mediana estadística.

Aplicamos la prueba y obtenemos nuestro P-valor mediante el siguiente cuadro que nos proporciona SPSS.

Estadísticos de prueba ^a	
	LMT
U de Mann-Whitney	387334,500
W de Wilcoxon	2812837,500
Z	-,181
Sig. asintótica(bilateral)	,856
a. Variable de agrupación: ASCENDIO	

Figura 12: Prueba de U de Mann-Whitney para el algoritmo LMT.
Fuente: Elaboración propia.

Según los resultados obtenidos en la prueba U de Mann-Whitney, se concluye que al ser nuestro P-Valor $0,856 \geq \alpha = 0,05$, entonces se acepta H_0 , por lo tanto, el algoritmo LMT es más eficiente en el ascenso de escala magisterial.

4.2. Discusiones

En el trabajo presentado por Elvis Ricardo Tapia Aparicio, de denominación: “Modelo de minería de datos con el fin de identificar patrones que repercuten en el campo académico de la especialidad de sistemas de información de la universidad de Guayaquil”, del ámbito internacional, concluye que el algoritmo J-48 permitió conocer a los desaprobados y aprobados siendo este el algoritmo más efectivo, mientras que la tesis presentada por Eiriku Yamao, de título: “Predicción del campo académico a través de minería de datos en alumnos ingresantes de la Especialidad de Ingeniería de Computación y Sistemas, Universidad de San Martín de Porres, Lima-Perú”, de ámbito nacional tiene como resultado al Algoritmo J-48 como el más efectivo. Ambos trabajos difieren con el presente ya que en el presente trabajo el Algoritmo más efectivo es el Algoritmo LMT.

Para el caso de indicadores predominantes el trabajo nacional antes mencionado tiene como resultado que el producto académico de los alumnos está basado por inmensas variables no solo socio demográficas y socio educativas, además que también está basado en diversos indicadores como la compostura emocional de los alumnos y además la familia, sin embargo, en el presente trabajo se consideró 14 indicadores como los más relevantes por lo cual se trabajó con todos ellos.

Se puede entender que cada trabajo tiene una técnica de minería de datos idónea diferente debido a que se trabaja con gran amplitud de datos almacenados diferentes, pero la mayoría sigue usando la metodología de CRISP-DM en sus diferentes fases.

CONCLUSIONES

1. El ascenso de escala magisterial por parte de los docentes de la UGEL Tacna es un tema amplio, pero a pesar de todo ello se logró efectuar el análisis predictivo del ascenso de escala magisterial, corroborando que los algoritmos de aprendizaje automático son efectivos hasta en un 87,83 % utilizando solo variable personal, académicas y socio económicos.
2. Se concluye que no solo se debe considerar los indicadores tomados en la presente tesis para trabajos similares, sino otros indicadores que podrían tener mayor relevancia, así como variables emocionales y de un contexto externo, pero para el caso del presente trabajo se consideró predominantes 14 indicadores desarrollados.
3. Se concluye que el algoritmo más eficiente es el algoritmo de árboles de decisión LMT, que fue el algoritmo que logró el mayor porcentaje para la predicción del ascenso de escala magisterial de los docentes de la UGEL Tacna con un 87,83 % de predicción, el segundo algoritmo con mejor porcentaje fue el de “Árboles de decisión J-48” con un 86,73 % y el tercer algoritmo con mejor porcentaje fue el de “Árboles de decisión de Transmisión” con un 86,26 % para el presente caso de trabajo de investigación.

RECOMENDACIONES

1. El análisis predictivo del ascenso de escala magisterial de la UGEL Tacna, a través del uso de los algoritmos de aprendizaje automático y las técnicas utilizadas para su clasificación, influiría como herramienta de apoyo para la UGEL Tacna así como para la DRE Tacna, considerablemente a la toma de decisiones e impulsar las políticas de rendimiento laboral en los diferentes programas que ejecuta el sector educación a los profesores de las instituciones educativas de sus respectivas jurisdicciones.
2. Para un trabajo más completo se deben considerar diferentes tipos de variables como los emocionales, psicológicos, y de un contexto externo para tener algoritmos con mayor cantidad de datos de otros sistemas del sector educación y así lograr resultados más precisos.
3. Como futuras tesis se recomienda investigar el análisis predictivo del ascenso de escala magisterial a un nivel regional o nacional, de modo que sea posible tomar decisiones a un rango mayor, y poder solucionar problemas nacionales de los docentes descuidados en ciertos sectores que no logran ascender de escala por muchos años, esto se puede lograr usando técnicas de minería de datos más redirigidas a cada sector.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Aamodt, M. (2010). *Psicología Industrial/Organizacional un enfoque aplicado*. México: Cengage Learning Editores.
- Aguilera, A., y Subero, A. (2012). *Modelos de clasificación en marcha patológica usando árboles de regresión logística*. Estados Unidos: Multiciencias.
- Castaño, A. (2001). *Concepción y diseño de Bases de Datos*. España: Rama, D.L. 1993.
- Chapman, P., Clinton, J., Kerber, R., Khabaza, T., Reinartz, T., Shearer, C., y Wirth, R. (2000). *Comparación de técnicas de minería de datos*. Estados Unidos: SPSS.
- Chen, H. (2001). *Knowledge Management Systems: A text Mining perspective*. Estados Unidos: Knowledge Computing Corporation.
- Chiavenato, I. (2007). *Administración de Recursos Humanos el capital humano de las organizaciones*. México: Interamericana Editores.
- Cueto, T. (2012). *Datos Personales*. Obtenido de <http://www.scielo.org.mx/pdf/cconst/n28/n28a14.pdf>

Date, C. (2001). *Introducción a los Sistemas de base de datos*. México: Pearson Educación.

Elmasri, R., y Navathe, S. (2007). *Fundamentos de Sistemas de Base de Datos*. México: Pearson Educación.

González, L. (2018). *Aprende todo sobre Inteligencia Artificial*. Venezuela. Obtenido de <http://ligdigonzalez.com/aprendizaje-supervisado-random-forest-classification>

Hayes, B. (1999). *Diseño de encuestas, usos y métodos de análisis estadístico*. México: Edit Oxford.

Hernández, J., Ramírez, M., y Ferri, C. (2004). *Introducción a la Minería de Datos*. México: Pearson Educación.

Hernández, R., Fernández, C., y Baptista, M. (2015). *Metodología de la Investigación*. Mexico: Interamericana Editores.

Horacio, S. (2002). *Sistemas De Información de La Era Digital*. Argentina: Fundación OSDE.

Hoyer, R. (2001). *¿Qué es calidad? Las diferentes definiciones de calidad*. Estados Unidos: Quality Progress.

Iberdrola, S. (6 de Mayo de 2021). S.A. *IBERDROLA*. Obtenido de Analisis Predictivo: <https://www.iberdrola.com/innovacion/analisis-predictivo>

Martínez, F., y Daradoumis, H. (2017). *Análisis predictivo: técnicas y modelos utilizados y aplicaciones del mismo - herramientas Open Source que permiten su uso*. España: España de Creative Commons.

Ministerio de Educación. (2012, 27 de diciembre). Resolución Ministerial N° 0547-2012-MINEDU. *Diario oficial del bicentenario El Peruano*.

Ministerio de Educación. (2013, 03 de mayo). *Decreto Supremo N° 004-2013-MINEDU*. Perú: Diario oficial del bicentenario El Peruano.

Ministerio de Educación. (2018, 19 de febrero). Resolución Ministerial N° 062-2018-MINEDU. *Diario oficial del bicentenario El Peruano*.

Osborne, R., y Molina, C. (2011). Recorrido del Concepto de Género en la Historia del Psicoanálisis y sus Implicancias Clínicas.

Peña-Ayala, A. (2014). *Educational data mining: A survey and a data mining-based analysis of recent works. Expert systems with applications*.

Pieper, J. (2018). *Académico*. Obtenido de <https://www.nuevarevista.net/destacados/lo-academico-segun-josef-pieper/>

Real Academia Española. (2014). *Calidad*. España. Obtenido de <https://dle.rae.es/?id=6nVpk8P|6nXVL1Z>.

Reinosa, E., Maldonado, C., y Muñoz, R. (2012). *Bases de datos (Primera ed.)*. México: Alfaomega Grupo Editor.

Sommerville, I. (2011). *Ingeniería del software*. México: Pearson educación.

Wirth, R., y Hipp, J. (2000). *CRISP-DM: Towards a Standard Process Model for Data Mining*. Obtenido de <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.198.5133&rep=rep1&type=pdf>

ANEXOS

Anexo 01 - Matriz de consistencia

“ANÁLISIS PREDICTIVO DEL ASCENSO DE ESCALA MAGISTERIAL UTILIZANDO MINERÍA DE DATOS EN LA UNIDAD DE GESTIÓN EDUCATIVA LOCAL DE TACNA, 2015-2018”					
Problema	Objetivos	Operacionalización de variables			
		Variable	Definición	Dimensiones	Indicadores
General: ¿Cómo efectuar un análisis predictivo del ascenso de escala magisterial utilizando minería de datos en la UGEL Tacna?	General: Efectuar el análisis predictivo del ascenso de escala magisterial utilizando minería de datos en la UGEL Tacna.	Análisis predictivo del ascenso de escala magisterial	El análisis predictivo es una tarea de la minería de datos que tiene relación con la predicción de las probabilidades y tendencias futuras.	Personales	✓ Edad ✓ Genero
				Académicos	✓ Nivel de centro de estudios ✓ Centro de estudios ✓ Grado educativo
Específicos: ¿Cuáles son los indicadores que predominan el ascenso de escala magisterial en la UGEL Tacna? ¿Cuáles son las técnicas de minería de datos idóneas para el análisis predictivo del ascenso de escala magisterial en la UGEL Tacna?	Específicos: Determinar los indicadores predominantes del ascenso de escala magisterial en la UGEL Tacna. Determinar las técnicas de minería de datos idóneas para el análisis predictivo del ascenso de escala magisterial en la UGEL Tacna.		En cambio, el ascenso de escala magisterial es la mejora de la estabilidad del docente. De esta manera lo definimos como el estudio detallado de la probabilidad de seguridad que tienen los docentes al ascender de escala magisterial.	Socio-Económica	✓ Sueldo ✓ Categoría remunerativa ✓ Tipo de gestión ✓ Modalidad de trabajo ✓ Cargo ✓ Nivel de trabajo ✓ Lugar de trabajo ✓ Tiempo de servicio ✓ Licencia

Anexo 02: Fases de la Metodología CRISP-DM

FASE I: Comprensión del negocio

Comprensión del contexto y determinación de objetivos

Como comprensión del contexto tenemos que el ministerio de educación realiza procesos de ascenso de escala magisterial cada año, donde todos los docentes nombrados están habilitados para poder participar del proceso en mención.

Y como objetivo del presente proyecto buscaremos el análisis predictivo del ascenso de escala magisterial utilizando los datos actualizados desde el 2015 hasta el 2018.

Evaluación de la situación

Actualmente la UGEL Tacna no tiene un reporte específico de las condiciones necesarias para que un docente logre ascender de escala magisterial, por lo que, si se lograra predecir con un margen de error mínimo, que docentes que podrían ascender, esto serviría para realizar una toma de decisión por parte las autoridades de la UGEL para realizar campañas de sensibilización y reforzamiento a los sectores donde los docentes no logran ascender de escala.

Determinación de los objetivos de DM aplicado a la tesis

El principal objetivo es el análisis predictivo del ascenso de escala magisterial, a través de una limpieza de datos dados por las áreas correspondientes, determinar los factores más relevantes, todo esto

utilizando el software WEKA para determinar la performance de los algoritmos y finalmente elegir el mejor para realizar la predicción.

Desarrollo del plan del proyecto

El espacio que tomará la ejecución del presente trabajo en su etapa del análisis de resultados de la predicción utilizando la metodología CRISP-DM se muestra en la siguiente tabla:

Tabla 5.
Plan del trabajo de utilización la metodología CRISP-DM

Fase	Tiempo	Recursos	Riesgos
I.- Comprensión del negocio	5 días	Entrevista con los encargados de las áreas en mención	Sin riesgo
II.- Comprensión de los datos	10 días	Microsoft Excel	Datos incompletos e irrelevantes
III.- Preparación de los datos	14 días	Excel, WEKA 3.8.3	Migración y validación de datos.
IV.- Modelado	14 días	WEKA 3.8.3	No llegar al modelo indicado
V.- Evaluación	14 días	WEKA 3.8.3	Porcentaje de predicción no esperado
VI.- Despliegue	14 días	Excel	Sin riesgo

Fuente: Elaboración propia

FASE II: Comprensión de los datos

Recopilación de datos iniciales

La información recopilada de todos los datos fue la siguiente:

Sistema de Legix:

- Región
- DRE_UGEL
- Tipo de legajo
- Id tipo identidad
- Documento
- Paterno
- Materno
- Nombres
- Fnac
- Edad
- Género
- Dcivil
- Ley
- Descniveduc
- Modularie
- Ie
- EscalaM
- Jornlab
- Cargo
- TipoArea

- NombreNivelEducativo
- NombreCentroEstudios
- Grado
- Nombreespecialidad
- DetalleEspecialidad
- Mención
- Estadoestudios
- Estado
- NumColegiatura
- Colegio
- Ciclo
- Segunda
- Regionregistro
- Región_Registro
- Numregionregistro
- Fecharegionregistro
- NumResRefistro
- FechaResRegistro
- DescMovim
- NúmeroRD
- Inicio
- Licsingoce

Sistema de Nexus:

- Nombre de la Región

- Nombre de la Unidad Ejecutora
- Nombre del Órgano Interno
- Provincia
- Distrito
- Tipo I.E.
- Gestión
- Zona
- CodMod I.E.
- Clave 8
- Nivel Educativo
- Nombre de la Institución Educativa
- Código de plaza
- Tipo de Trabajador
- Sub-Tipo de Trabajador
- Cargo
- Situación laboral
- Motivo de vacante
- Apellido Paterno
- Apellido Materno
- Nombres
- Categoría
- Jornada Laboral
- Estado
- Código Modular

- Fecha de Nacimiento
- Documento de Identidad
- Fecha de Inicio
- Fecha de Terminó
- Tipo de Registro
- Ley
- Preventiva
- Referencia Preventiva

La predicción estará basada en relación con:

“ASCENDIÓ” (Ascendió o No Ascendió)

Toda la información en bruto fue recopilada de la base de datos del sistema de Legix y el sistema de Nexus de las áreas de escalafón y Nexus respectivamente.

Descripción de datos

Sistema de Legix:

- Región. - La región a la cual pertenece el docente.
- DRE_UGEL. - La UGEL a la cual pertenece el docente.
- Tipo de legajo. - Si el docente es activo o cesante.
- Id tipo identidad. - Si su documento de identidad es DNI.
- Documento. - Número de su DNI.
- Paterno. - Apellido paterno del docente.
- Materno. - Apellido materno del docente.
- Nombres. - Todos los nombres del docente.

- Fnac. - Fecha de nacimiento del docente.
- Edad. - Edad del docente.
- Género. - Sexo del docente.
- Dcivil.- Estado civil del docente.
- Ley. - Régimen laboral a cuál pertenece.
- Descniveduc.- Nivel educativo en el cual esta nombrado.
- Modularie.- Código modular de la I.E.
- Ie.- Nombre de la I.E. donde esta nombrado.
- EscalaM.- Escala magisterial del docente.
- Jornlab.- Jornada laboral del docente.
- Cargo.- Cargo que desempeña como nombrado.
- TipoArea.- Tipo de zona del colegio donde labora.
- NombreNivelEducativo.-Si tiene estudios universitarios o no universitarios.
- NombreCentroEstudios.- Nombre de la institución donde estudio el docente.
- Grado.- Si el docente tiene grado de bachiller, título, maestría, doctorado.
- Nombreespecialidad.- Nombre de la especialidad estudiada.
- DetalleEspecialidad.- Datos más detallados de la especialidad.
- Mención.- Si el docente es técnico, profesor, licenciado.
- Estadoestudios.- Código del estado de sus estudios.
- Estado.- Descripción del código, concluido o no concluido.
- NumColegiatura.- Número de la colegiatura si tuviera.

- Colegio.- Descripción del colegio profesional al cual pertenece.
- Ciclo.- Código de segundos estudios si tuviera.
- Segunda.- Descripción del código de ciclo, segunda especialidad.
- Regiónregistro.- Código de la región de registro.
- Región_Registro.- Nombre de la región de registro.
- Numregionregistro.- Numero del registro de su título.
- Fecharegiónregistro.- Fecha del registro de su título.
- NumResRegistro.- Número del registro de su título.
- NumRegistroGrasdo.- Número del registro del grado.
- FechaResRegistro.- Fecha del registro del grado.
- DescMovim.- Descripción de su nombramiento.
- NúmeroRD.- Numero de su resolución de nombramiento.
- Inicio.- Fecha de inicio de su nombramiento.
- Licsingoce.- Tiempo de licencia sin goce de haber.
- Tiempservicio.- Cantidad del tiempo de servicio del docente.

Sistema de Nexus:

- Nombre de la Región.- Describe el nombre de la región.
- Nombre de la Unidad Ejecutora.- Describe el nombre de la unidad ejecutora.
- Nombre del Órgano Interno.- Describe el nombre de la UGEL.
- Provincia.- Provincia en la cual se ubica la I.E.
- Distrito.- Distrito al cual pertenece la I.E.

- Tipo I.E. Descripción del tipo de la I.E, unidocente, polidocente o multigrado.
- Gestión. - Tipo de gestión, convenio o estatal.
- Zona. - Zona de la I.E., urbana o rural.
- CodMod I.E. Código modular la I.E.
- Clave 8. Código único de enlace con sistema único de planillas.
- Nivel Educativo.- Descripción del nivel educativo de la I.E, administración, primaria, secundaria, inicial, etc.
- Nombre de la Institución Educativa.- Nombre de la I.E. al cual pertenece el docente.
- Código de Plaza. - Código de plaza o código nexus.
- Tipo de Trabajador. - Si el personal es docente o no.
- Sub-Tipo de Trabajador.- Tipo de trabajo del docente.
- Cargo.- Cargo que desempeña el docente como nombrado.
- Situación Laboral.- Si el docente es nombrado, contratado, designado, encargado.
- Motivo de Vacante.- Motivo de vacante de la plaza.
- Apellido Paterno.- Apellido paterno del docente.
- Apellido Materno.- Apellido materno del docente.
- Nombres.- Todos los nombres del docente.
- Categoría. - Escala magisterial del docente.
- Jornada Laboral.- Horas que debe laborar del docente.
- Estado.- Descripción del estado, designado, activo, licencia, cese temporal, etc.

- Código Modular.- Código modular del docente.
- Fecha de Nacimiento.- Fecha de nacimiento del docente.
- Documento de Identidad.- Número del DNI.
- Fecha de Inicio.- Fecha de inicio de su condición de trabajo.
- Fecha de Término.- Fecha de término de su condición de trabajo.
- Tipo de Registro.- Tipo de plaza, orgánica, eventual, reemplazo, cuadro de horas, PEC.
- Ley.- Régimen laboral del docente.
- Preventiva.- Si el docente tiene una medida preventiva.
- Referencia Preventiva.- Numero del documento de la medida preventiva.

Exploración de datos

En esta parte de la comprensión de datos, exploraremos algunos datos que se repiten en ambos sistemas, por ejemplo:

- Nombre de la Región
- Nombre de la Unidad Ejecutora
- Nombre del Órgano Interno
- Provincia
- Distrito
- Tipo I.E.
- Gestión
- Zona
- CodMod I.E.

- Nivel Educativo
- Nombre de la Institución Educativa
- Tipo de Trabajador
- Sub-Tipo de Trabajador
- Cargo
- Situación Laboral
- Apellido Paterno
- Apellido Materno
- Nombres
- Categoría
- Jornada Laboral
- Estado
- Fecha de Nacimiento
- Documento de Identidad
- Ley

Verificación de la calidad de datos

En esta parte de la fase de comprensión de datos, se hace un análisis de la calidad de datos, en la cual surgen las siguientes interrogantes que debemos responder:

- ¿Están completos? - Los datos proporcionados por el sistema Legix no están completos, y logrando hace un cálculo del 20% de datos faltantes o vacíos. De los cuales los registros con mayor cantidad de datos nulos son: NombreCentrosEstudios, nombresespecialidad, mención

DetalleEspecialidad, NumColegiatura, Colegio, segunda, grado, numregionregistro,

- ¿Hay inconsistencia? - Las inconsistencias más frecuentes fueron hallados en tiempo de servicio del docente, y otros con menos frecuencia fueron: sexo, apellido paterno, apellido materno, nombres.

FASE III: Preparación de datos

En esta fase de preparación, aplicaremos todos métodos necesarios para construir una data final que serán usados en la herramienta de modelado como punto de origen de los primeros datos proporcionados por las áreas respectivas.

En los métodos incluiremos la selección de registros y atributos, así como la transformación y limpieza de datos para que las herramientas puedan generar modelos predictivos.

Selección de los datos más relevantes

En esta parte de la fase de preparación de datos, usaremos juicio de experto, proporcionado a través de una entrevista al área de escalafón, adjunta en los anexos, dándole un valor más relevante a los registros que estén directamente relacionado con su desempeño laboral y este defina el ascenso o no ascenso de un docente, y los registros con su debido sustento son los siguientes:

- Distrito. - Distrito al cual pertenece la I.E. cada distrito tiene una realidad totalmente distinta, por lo cual es un atributo muy relevante para

considerar en la predicción de ascenso de escala magisterial, solo están considerados los 11 distritos de la provincia de Tacna.

- Gestión. - Tipo de gestión, convenio o estatal. Existe un modo de trabajo totalmente distinto en un colegio estatal de gestión pública a comparación de otro colegio estatal de gestión por convenio como son los colegios militarizados y los parroquiales.
- Nivel Educativo. - Descripción del nivel educativo de la I.E. administración, inicial, primaria, secundaria, etc. Los cupos publicados para el ascenso de escala magisterial vienen por regiones, UGEL y nivel educativo, por lo tanto, es muy relevante.
- Nombre la Institución Educativa. - Nombre de la I.E. al cual pertenece el docente. Cada I.E. tiene una ubicación y contexto diferente lo cual influye en el desempeño laboral de cada docente.
- Subtipo Trabajador. - Tipo de trabajo del docente. Este atributo tiene solo 3 opciones: Directivos, Jerárquicos y docentes. Donde cada subtipo tiene un grado de responsabilidad diferente en la I.E.
- Cargo. - Cargo que desempeña el docente como nombrado. Todos los directores y subdirectores (Directivos), asesores, jefes, coordinadores, especialistas (Jerárquicos) y docentes en sus diferentes rubros.
- Situación Laboral. - Si el docente es nombrado o designado. Los docentes designados solo permaneces un periodo de cuatro años en la I.E. donde ingresaron por concurso, mientras los que tienen la condición de nombrados están para siempre.

- Categoría. - Escala magisterial del docente. Actualmente existen 8 escalas magisteriales en todo el Perú, pero los docentes solo han llegado hasta la 7ma, quedando pendiente de saber quién será el primero en llegar a la máxima escala.
- Jornada Laboral. - Horas que debe laborar el docente. Solo hay dos rubros los docentes que trabajan 30 horas y los directivos y jerárquicos que tienen 40 horas.
- Edad. - Edad del docente. Mientras mayor es el docente, más posibilidad tiene de ascender de escala, pero existe un límite y es a los 65 años donde el docente es obligado a cesar por límite de edad.
- Género. - Sexo del docente, este atributo determinara si los hombres o mujeres tienen más probabilidad de ascender.
- Dcivil. - Estado civil del docente. Este rubro si está bien registrado debe ser muy relevante, ya que existe una gran diferencia entre un soltero, casado, viudo o divorciado.
- Nombreniveleducativo. -Si tiene estudios universitarios o no universitarios. Aquí se verá qué nivel de estudios genera a docentes que tienen más posibilidades de ascender, si las universidades o los pedagógicos.
- Nombrecentroestudios. - Nombre de la institución donde estudio el docente. Cada casa de estudios es diferente, por el método de enseñanza y la calidad educativa que brindan.

- Grado. - Si el docente tiene grado de bachiller, título, maestría, doctorado. Este atributo es uno de los más relevantes, ya que refleja directamente la capacidad cultural y educativa.
- Nombreespecialidad. - Nombre de la especialidad estudiada. En este atributo se verá que especialidad genera más posibilidad de que los docentes puedan ascender.
- Inicio. - Fecha de inicio de su nombramiento. Con este dato se puede saber cuándo inicio a laborar en condición de nombrada y saber su tiempo de servicio oficial
- Licsingoce. - Tiempo de licencia sin goce de haber. Se dividió en dos rubros, los que tienen más de 6 meses de licencias y lo que tienen menos de 6 meses de licencia sin goce de haber.
- Tiempservicio. - Cantidad del tiempo de servicio del docente. Se logró hacer el cálculo a través del año de nombramiento, sabiendo que es relevante el tiempo de servicio oficial.

Limpieza de datos

En esta parte de la fase de preparación de datos, describiremos los registros más importantes que permitirán el análisis predictivo del ascenso de escala magisterial de un docente, en primer lugar eliminaremos los atributos duplicados explicados anteriormente, también se eliminaron los registros con datos inconsistentes y nulos, los atributos relevantes con mayor cantidad de datos nulos fueron: estado civil, nombre de la especialidad, estos atributos y registros fueron eliminados a través de las herramientas Microsoft Excel y WEKA 3.8.3.

Construcción de nuevos datos

En esta parte de la fase presente, el único nuevo dato construido fue la remuneración, se logró obtener de acuerdo con la multiplicación de la escala magisterial con jornada laboral y el valor hora trabajo 2019 recabado de la página oficial del MINEDU. Cabe mencionar que la edad fue validada con el atributo de fecha de nacimiento para tener datos más exactos y de calidad, así como el atributo de nombres de I.E. fue validado por el padrón de escale del MINEDU.

Construcción de nuevos datos

En esta última parte de la fase se integraron los datos nuevos a los datos más relevantes según juicio de experto y en global se obtuvieron con 17 atributos y 2555 registros, los cuales serán usados para el análisis predictivo del ascenso de escala magisterial.

FASE IV: Modelado

Selección de técnicas de modelado

Para el modelado se utilizará el instrumento WEKA 3.8.3. donde se desarrolló el modelado de los datos utilizando siete algoritmos, los más conocidos para esta clase de trabajo, además se usarán las curvas “Receiver Operating Characteristic” (ROC).

1.- Algoritmo de árboles de decisión J48

Los resultados originados por el instrumento WEKA 3.8.3 para este algoritmo, se visualizan en la siguiente tabla:

Tabla 6. Clasificación de instancias. Algoritmo: Árboles de decisión J-48

Algoritmo: Árboles de decisión J-48		
Instancias correctamente clasificadas	2216	86,73 %
Instancias incorrectamente clasificadas	339	13,27 %
TOTAL:	2555	100,00 %

Fuente: Elaboración propia

Tabla 7. Matriz de confusión. Algoritmo: Árboles de decisión J-48

Matriz de confusión			
	No ascendió	Ascendió	Total
No ascendió	2156	46	2202
Ascendió	293	60	353

Fuente: Elaboración propia

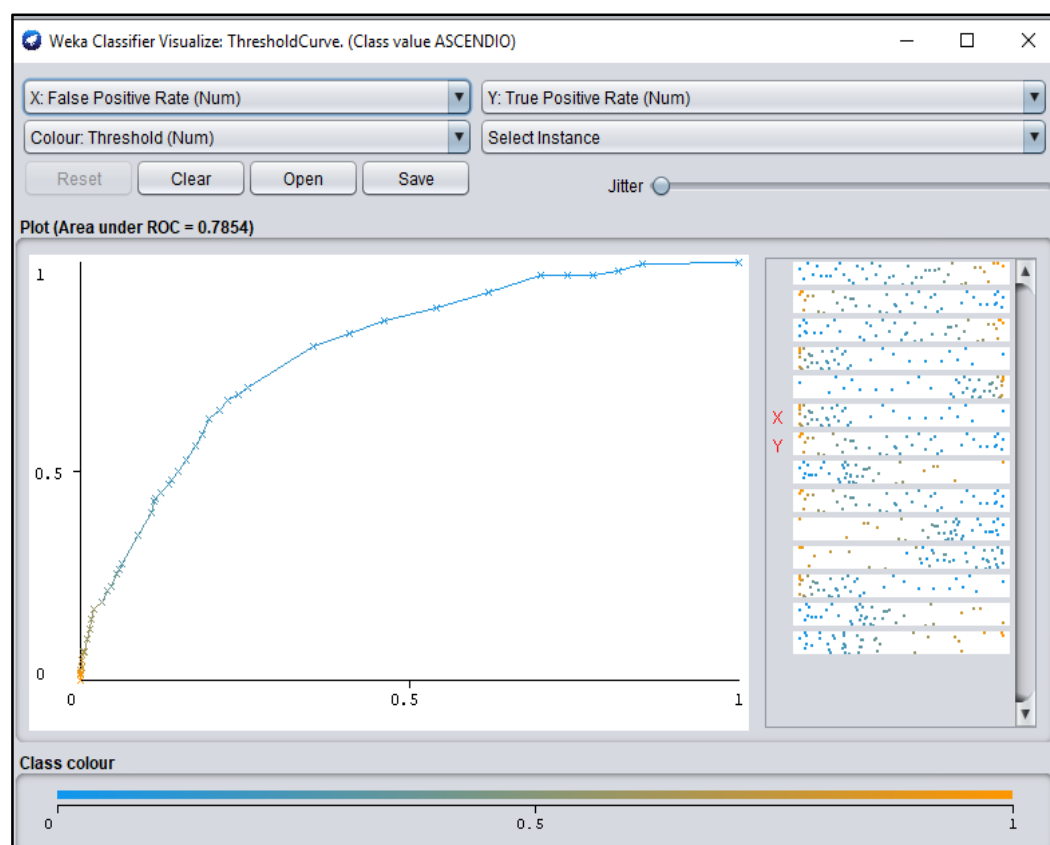


Figura 13: Curva ROC - J48

Fuente: Elaboración propia.

Interpretación de resultados del algoritmo árboles de decisión J-48

Ahora se puede observar que se organizó de forma clara un 86,73 %, y en la matriz de confusión se visualiza que: de 2202 registros 2156 se obtuvieron organizados claramente, para la condición “No ascendió” y de 353 registros 293 se obtuvieron claramente, para la condición de “Ascendió”.

La Curva ROC de este algoritmo muestra un valor de 0,7854, que significa que existe un 78,54 % de probabilidad de que pueda predecir a los docentes que van a ascender de escala magisterial de los que no van a ascender.

2.- Algoritmo de árboles de decisión Random Forest

Los resultados originados por el instrumento WEKA 3.8.3 para este algoritmo, se visualizan en la siguiente tabla:

Tabla 8. Clasificación de instancias. Algoritmo: Árboles de decisión Random Forest

Algoritmo: Arboles de decisión Random Forest		
Instancias correctamente clasificadas	2194	85,87 %
Instancias incorrectamente clasificadas	361	14,13 %
TOTAL:	2555	100,00 %

Fuente: Elaboración propia

Tabla 9. Matriz de confusión. Algoritmo: Árboles de decisión Random Forest

Matriz de confusión			
	No ascendió	Ascendió	Total
No ascendió	2137	65	2202
Ascendió	296	57	353

Fuente: Elaboración propia

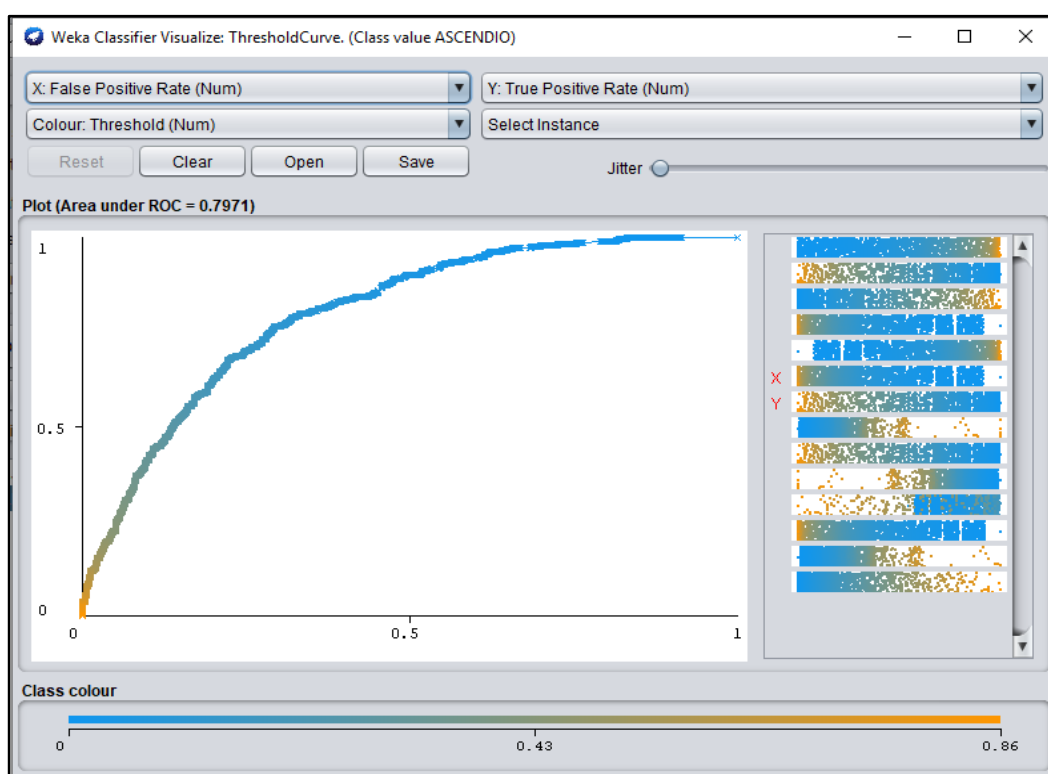


Figura 14: Curva ROC - Random Forest

Fuente: Elaboración propia.

Interpretación de resultados del algoritmo arboles de decisión

Random Forest

Ahora se puede observar que se organizó de forma clara un 85,87 %, y en la matriz de confusión se visualiza que: de 2202 registros 2137 se obtuvieron organizados claramente, para la condición “No ascendió” y de

353 registros 296 se obtuvieron claramente, para la condición de “Ascendió”.

La Curva ROC de este algoritmo muestra un valor de 0,7971, que significa que existe un 79,71 % de probabilidad de que pueda predecir a los docentes que van a ascender de escala magisterial de los que no van a ascender.

3.- Algoritmo de árboles LMT

Los resultados originados por el instrumento WEKA 3.8.3 para este algoritmo, se visualizan en la siguiente tabla:

Tabla 10. Clasificación de instancias. Algoritmo: Árboles de LMT

Algoritmo: Árboles de LMT		
Instancias correctamente clasificadas	2244	87,83 %
Instancias incorrectamente clasificadas	311	12,17 %
TOTAL:	2555	100,00 %

Fuente: Elaboración propia

Tabla 11. Matriz de confusión. Algoritmo: Árboles de LMT

Matriz de confusión			
	No ascendió	Ascendió	Total
No ascendió	2146	56	2202
Ascendió	255	98	353

Fuente: Elaboración propia

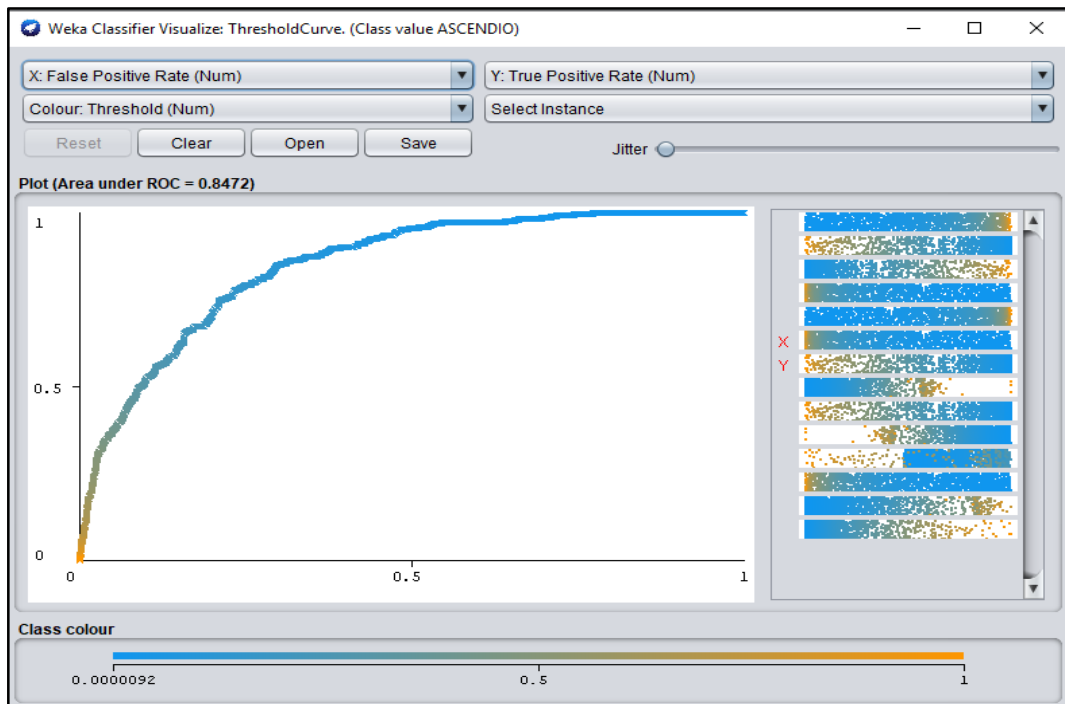


Figura 15: Curva ROC - LMT
Fuente: Elaboración propia.

Interpretación de resultados del algoritmo arboles de LMT

Como se puede observar se clasifico de manera correcta un 87,83 %, y en la matriz de confusión se aprecia que: de 2202 registros 2146 fueron clasificados correctamente, para la condición “No ascendió” y de 353 registros 255 se obtuvieron organizados claramente, para la condición de “Ascendió”.

La Curva ROC de este algoritmo muestra un valor de 0,8472, que significa que existe un 84,72 % de probabilidad de que pueda predecir a los docentes que van a ascender de escala magisterial de los que no van a ascender.

4.- Algoritmo de función logística

Los resultados originados por el instrumento WEKA 3.8.3 para este algoritmo, se visualizan en la siguiente tabla:

Tabla 12. Clasificación de instancias. Algoritmo: Función logística

Algoritmo: Función logística		
Instancias correctamente clasificadas	2188	85,64 %
Instancias incorrectamente clasificadas	367	14,36 %
TOTAL:	2555	100,00 %

Fuente: Elaboración propia

Tabla 13. Matriz de confusión. Algoritmo: Función Logística

Matriz de confusión			
	No ascendió	Ascendió	Total
No ascendió	2073	129	2202
Ascendió	238	115	353

Fuente: Elaboración propia

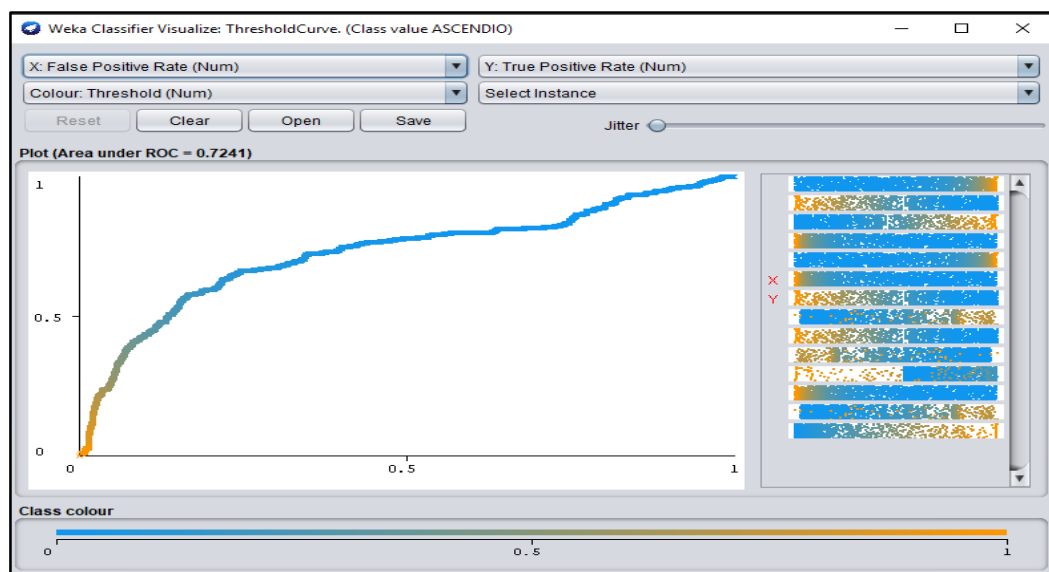


Figura 16: Curva ROC - Función logística

Fuente: Elaboración propia.

Interpretación de resultados del algoritmo de función logística

Ahora se puede observar que se organizó de forma clara un 85,64 %, y en la matriz de confusión se visualiza que: de 2202 registros 2073 se obtuvieron organizados claramente, para la condición “No ascendió” y de 353 registros 238 se obtuvieron organizados claramente, para la condición de “Ascendió”.

La Curva ROC de este algoritmo muestra un valor de 0,7241, que significa que existe un 72,41 % de probabilidad de que pueda predecir a los docentes que van a ascender de escala magisterial de los que no van a ascender.

5.- Algoritmo vecino más cercano

Los resultados originados por el instrumento WEKA 3.8.3 para este algoritmo, se visualizan en la siguiente tabla:

Tabla 14. Clasificación de instancias. Algoritmo: Vecinos más cercanos

Algoritmo: Vecinos más cercanos		
Instancias correctamente clasificadas	2052	80,31 %
Instancias incorrectamente clasificadas	367	19,69 %
TOTAL:	2555	100,00 %

Fuente: Elaboración propia

Tabla 15. Matriz de confusión. Algoritmo: Vecinos más cercanos

Matriz de confusión			
	No ascendió	Ascendió	Total
No ascendió	1957	245	2202
Ascendió	258	95	353

Fuente: Elaboración propia

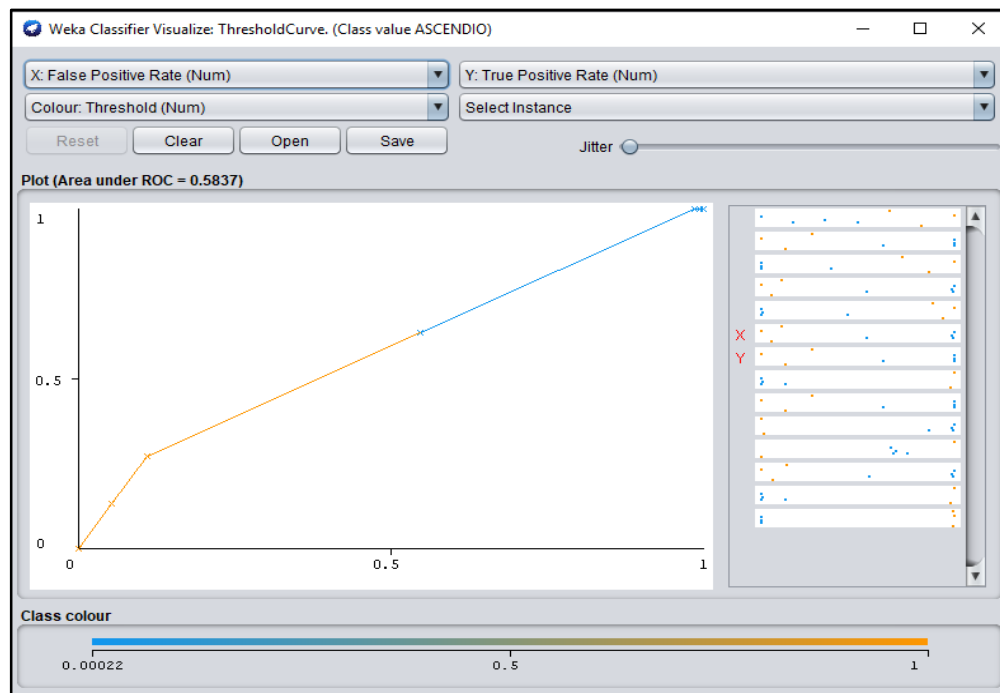


Figura 17: Curva ROC - KNN

Fuente: Elaboración propia.

Interpretación de resultados del algoritmo vecinos más cercanos

Ahora se puede observar que se organizó de forma clara un 80,31 %, y en la matriz de confusión se visualiza que: de 2202 registros 1957 se obtuvieron organizados claramente, para la condición “No ascendió” y de 353 registros 258 se obtuvieron organizados claramente, para la condición de “Ascendió”.

La Curva ROC de este algoritmo muestra un valor de 0,5837, que significa que existe un 58,37 % de probabilidad de que pueda predecir a los docentes que van a ascender de escala magisterial de los que no van a ascender.

6.- Algoritmo de árboles de decisión de transmisión

Los resultados originados por el instrumento WEKA 3.8.3 para este algoritmo, se visualizan en la siguiente tabla:

Tabla 16. Clasificación de instancias. Algoritmo: Árbol de decisión de transmisión

Algoritmo: Árboles de decisión de transmisión		
Instancias correctamente clasificadas	2204	86,26 %
Instancias incorrectamente clasificadas	351	13,74 %
TOTAL:	2555	100,00 %

Fuente: Elaboración propia

Tabla 17. Matriz de confusión. Algoritmo: Árboles de decisión de transmisión

Matriz de confusión			
	No ascendió	Ascendió	Total
No ascendió	2200	2	2202
Ascendió	349	4	353

Fuente: Elaboración propia

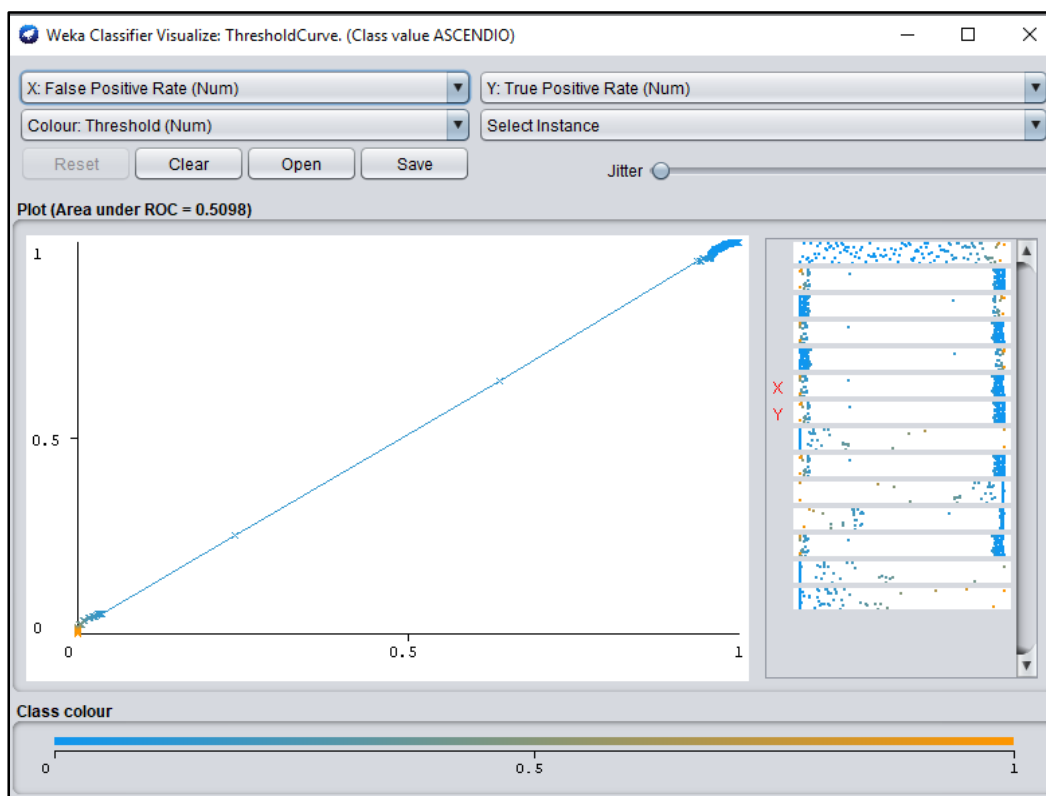


Figura 18: Curva ROC - Decisión de transmisión

Fuente: Elaboración propia.

Interpretación de resultados del algoritmo de árboles de decisión de transmisión

Ahora se puede observar que se organizó de forma clara un 86,26 %, y en la matriz de confusión se visualiza que: de 2202 registros 2200 estuvieron clasificados claramente, para la condición “No ascendió” y de 353 registros 349 se obtuvieron organizados claramente, para la condición de “Ascendió”.

La Curva ROC de este algoritmo muestra un valor de 0,5098, que significa que existe un 50,98 % de probabilidad de que pueda predecir a los docentes que van a ascender de escala magisterial de los que no van a ascender.

7.- Algoritmo de árboles de decisión rápida

Los resultados originados por el instrumento WEKA 3.8.3 para este algoritmo, se visualizan en la siguiente tabla:

Tabla 18. Clasificación de instancias. Algoritmo: Árbol de decisión rápida

Algoritmo: Árboles de decisión rápida		
Instancias correctamente clasificadas	2175	85,13 %
Instancias incorrectamente clasificadas	380	14,87 %
TOTAL:	2555	100,00 %

Fuente: Elaboración propia

Tabla 19. Matriz de confusión. Algoritmo: Árboles de decisión rápida

Matriz de confusión			
	No ascendió	Ascendió	Total
No ascendió	2154	48	2202
Ascendió	332	21	353

Fuente: Elaboración propia

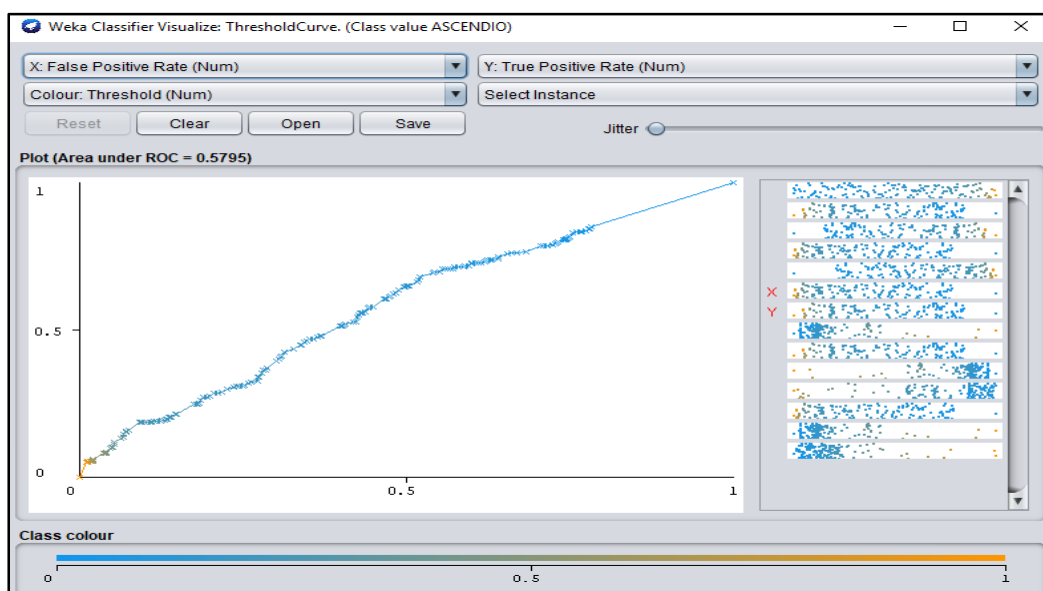


Figura 19: Curva ROC - Decisión rápida

Fuente: Elaboración propia.

Interpretación de resultados del algoritmo de árboles de decisión

rápida

Ahora se puede observar que se organizó de forma clara un 85,13 %, y en la matriz de confusión se visualiza que: de 2202 registros 2154 estuvieron clasificados claramente, para la condición “No ascendió” y de 353 registros 332 se obtuvieron organizados claramente, para la condición de “Ascendió”.

La curva ROC de este algoritmo muestra un valor de 0,5795, que significa que existe un 57,95 % de probabilidad de que pueda predecir a los docentes que van a ascender de escala magisterial de los que no van a ascender.

Generación de un diseño de comprobación

La generación del diseño de comprobación se realizará desde los resultados mostrados en la siguiente tabla.

Tabla 20. Consolidado de algoritmos con porcentaje de predicción y aciertos.

Nº	Algoritmo	Porcentaje de predicción acertada	Acertados para “No ascendió” de 2202 registros	Acertados para “Ascendió” de 353 registros
1º	Algoritmo de decisión LMT	87,83 %	2146	98
2º	Árboles de decisión J-48	86,73 %	2156	60
3º	Árboles de decisión de transmisión	86,26 %	2200	4

4°	Árboles de decisión Random Forest	85,87 %	2137	57
5°	Algoritmo de Función Logística	85,64 %	2073	115
6°	Árboles de decisión rápida	85,13 %	2154	21
7°	Algoritmo de vecinos más cercanos	80,31 %	1957	95

Fuente: Elaboración propia

Ahora se logra visualizar el Algoritmo de decisión LMT, es el que obtuvo el mayor desempeño a comparación con los otros 6 algoritmos, con un 87,83 % de performance, por lo tanto, es con este algoritmo que se realizara el análisis predictivo del ascenso de escala magisterial en la UGEL Tacna.

Generación del modelo

La generación del diseño se basará en los algoritmos ya mencionados, y para esto trabajaremos con dos grupos de datos:

1° Grupo de entrenamiento: Formado de la data de todos los registros desde entrada la vigencia de la ley que fue a finales del 2012 hasta el año 2018, respectivamente validados.

2° Grupo de test: Formado por la data de los registros de todas las otras UGEL de la región.

Para el segundo grupo de test, en el atributo ASCENDIÓ (“No ascendió” o “Ascendió”), se considerará como desconocido y será representado con un signo de interrogación “?”, el algoritmo determinara la

interrogación si el atributo “ASCENDIÓ” será: “No Ascendió” o “Ascendió” la cual determinara si ascendió o no el docente en su escala magisterial, así lo señala la herramienta WEKA 3.8.3 para su uso adecuado y no tener inconvenientes en las pruebas que se hagan al validar el algoritmo elegido.

Evaluación y comprobación del modelo

La evaluación y comprobación del modelo fue implementado uno a uno en los algoritmos de WEKA 3.8.3, esta herramienta nos genera dos resultados en función a los datos usados en primer lugar para el entrenamiento y en segundo lugar para el test, y se visualizan a continuación:

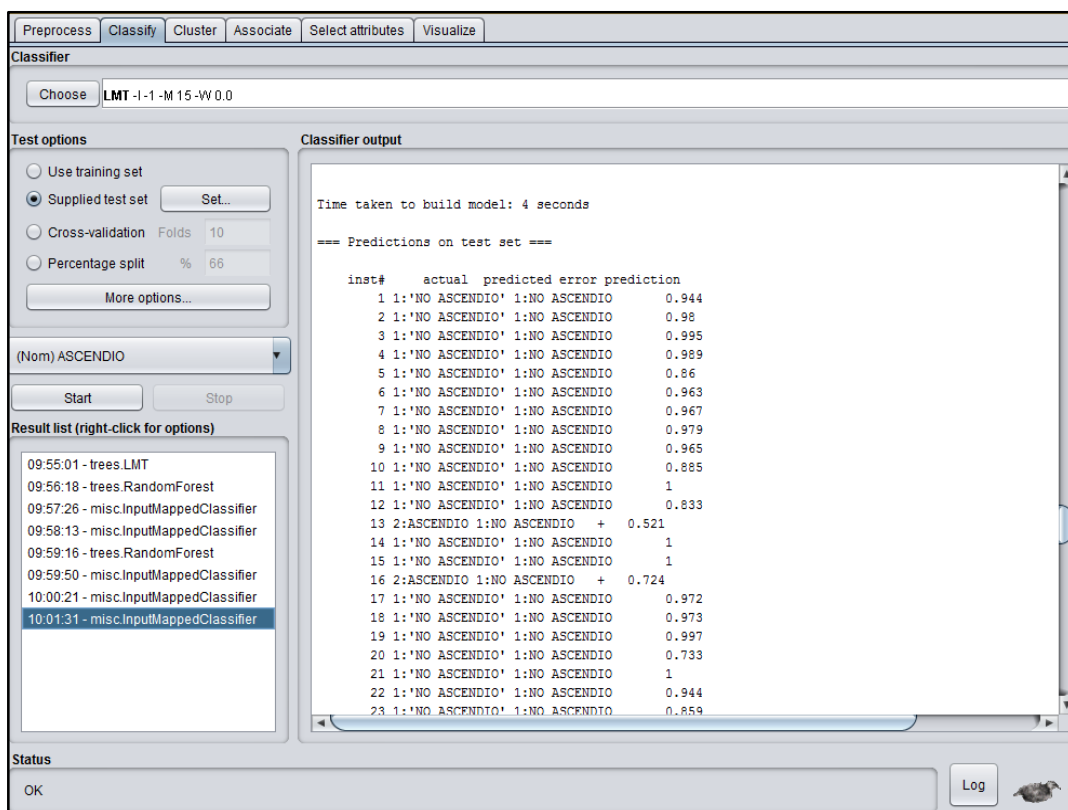


Figura 20: Pantalla con los datos de entrenamiento
Fuente: Elaboración propia.

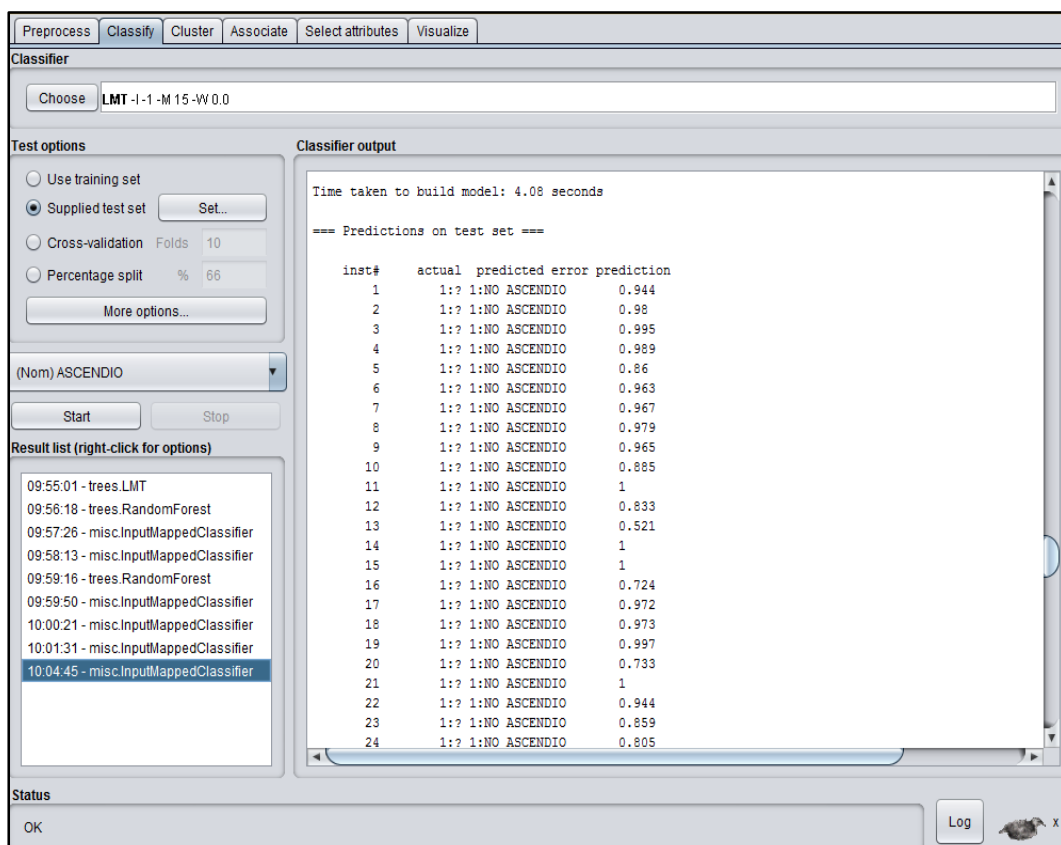


Figura 21: Pantalla con los datos del test

Fuente: Elaboración propia

FASE V: Evaluación

Evaluación de resultados

En esta parte del trabajo los resultados son logrados del test originado por el software WEKA 3.8.3, como se visualiza en el fragmento de la figura anterior con los datos del test, para una mejor interpretación utilizaremos el software Excel con la función SI, para determinar si “PREDIJO” o “NO PREDIJO”. Se comparó el grado de acierto de todos los distritos de las tres provincias restantes de la región de Tacna, teniendo un porcentaje de 88,68 % el distrito de Ilabaya de la provincia de Jorge Basadre y a continuación, un reporte:

Tabla 21. Consolidado de aciertos del distrito de Ilabaya:

Instancia	Valor real de la UGEL	Predicción con árbol de decisión LMT	Observación
1	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
2	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
3	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
4	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
5	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
6	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
7	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
8	ASCENDIO	NO ASCENDIO	NO PREDIJO
9	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
10	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
11	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
12	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
13	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
14	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
15	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
16	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
17	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
18	ASCENDIO	NO ASCENDIO	NO PREDIJO
19	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
20	ASCENDIO	ASCENDIO	PREDIJO
21	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
22	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
23	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
24	ASCENDIO	ASCENDIO	PREDIJO
25	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
26	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
27	ASCENDIO	NO ASCENDIO	NO PREDIJO
28	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
29	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
30	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
31	ASCENDIO	NO ASCENDIO	NO PREDIJO
32	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
33	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
34	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
35	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
36	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
37	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
38	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
39	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
40	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
41	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
42	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
43	ASCENDIO	NO ASCENDIO	NO PREDIJO
44	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
45	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
46	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
47	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
48	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
49	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
50	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
51	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO
52	ASCENDIO	NO ASCENDIO	NO PREDIJO
53	NO ASCENDIO	NO ASCENDIO	PREDIJO

Fuente: Elaboración propia

Proceso de revisión

En esta parte de la fase de evaluación de la tesis, el proceso de revisión de los resultados se generará en el software Microsoft Excel, quien soporta extensiones compatibles con los archivos de carga del Software WEKA 3.8.3.

Determinar los pasos siguientes a base de resultados

En esta parte del proyecto los siguientes pasos serán desarrollar la predicción del ascenso de escala magisterial de los procesos siguientes, actualmente está vigente el proceso de ascenso de escala 2019 y los resultados se publican en la página web del sector educación del Perú como tofos los años según su cronograma.

FASE VI: Despliegue

Planificación de distribución

En esta parte de la fase, la planificación de la repartición del trabajo elaborado será enfocado en el otorgamiento del prototipo a las áreas respectivas de la UGEL Tacna, así también a los acompañantes pedagógicos quienes cumplen un trabajo de reforzamiento a lugares estratégicos donde no hay un buen desempeño estudiantil, ahora también será enfocado a un desempeño docente.

Creación del informe final

En esta parte de la fase de despliegue, el informe final es parte de la presente tesis.

Revisión final del proyecto

En esta parte final de la fase de despliegue, el proyecto podrá ser evaluado y verificado por los responsables de las áreas de Escalafón y Nexus de la UGEL Tacna.

Anexo 03 – Fragmento del código fuente de la herramienta WEKA 3.8.3

@relation tesis2019

@attribute DISTRITO {TACNA,'CORONEL GREGORIO ALBARRACIN LANCHIPA','ALTO DE LA ALIANZA','CIUDAD NUEVA','LA YARADA - LOS PALOS',POCOLLAY,INCLAN,CALANA,PACHIA,SAMA,PALCA}

@attribute GESTION {ESTATAL,CONVENIO}

@attribute 'NIVEL EDUCATIVO' {'Inicial - Jardín,Secundaria,Primaria,'Inicial - Cuna-jardín','Básica Alternativa-Inicial e Intermedio','Básica Alternativa-Avanzado','Técnico Productiva','Básica Especial-Primaria',Administración}

@attribute 'NOMBRE DE LA INSTITUCION EDUCATIVA' {'227 VILLA HERMOSA','42238 ENRIQUE PAILLARDELLE','42011 REPUBLICA ARGENTINA','42223 MANUEL DE MENDIBURU','GUILLERMO AUZA ARCE','42218 MARISCAL CACERES','42237 JORGE CHAVEZ','LUIS ALBERTO SANCHEZ','43003 CARLOS ARMANDO LAURA','42253 GERARDO ARIAS COPAJA','MODESTO BASADRE','SAN MARTIN DE PORRES','MANUEL A ODRIA','FRANCISCO ANTONIO DE ZELA','43009 MARIA UGARTECHE DE MACLEAN','42241 HERMOGENES ARENAS YAÑEZ','43506 JUVENAL UBALDO ORDOÑEZ SALAZAR','42007 LEONCIO PRADO','42003 CORONEL GREGORIO ALBARRACIN','JORGE BASADRE GROHMANN','LOS CABITOS','COORDINACION DE PRONOEI - UGEL TACNA','197 ORFEON','42019 LASTENIA REJAS DE CASTAÑON','CORONEL BOLOGNESI','199 ESPIRITU SANTO','42010 SANTISIMA NIÑA MARIA','CEBA - CARLOS ARMANDO LAURA','42022 DR. MODESTO MONTESINOS ZAMALLOA','CEBA - CORONEL BOLOGNESI','42217 NUESTROS HEROES DE LA GUERRA DEL PACIFICO','CRISTO REY','SAN JOSE FE Y ALEGRIA 40','42015 ZOILA SABEL CACERES','42255 SANTA TERESITA DEL NIÑO JESUS','JORGE CHAVEZ','43008 JORGE MARTORELL FLORES','42088 DON JOSE DE SAN MARTIN','400','42044 ALFONSO UGARTE','42250 CESAR COHAILA TAMAYO','43006 MERCEDES INDACOCHEA','479','42245 MICAELA BASTIDAS','225 NIÑOS HEROES','MANUEL FLORES CALVO','42256 ESPERANZA MARTINEZ DE LOPEZ','229 SANTA ROSA','42195 WILMA SOTILLO DE BACIGALUPO','328 JOSE DE SAN MARTIN','FEDERICO BARRETO','42211 ALFONSO EYZAGUIRRE TARA','397 SAN FRANCISCO','42002 CARLOS WIESSE','42032 JOSE JOAQUIN INCLAN','43001 HERMANOS BARRETO','42257 NUESTRO SEÑOR DE LA MISERICORDIA','408 SANTISIMA TRINIDAD','42021 FORTUNATO ZORA CARVAJAL','FELIX Y CAROLINA DE REPETTI','42021 FORTUNATO ZORA CARBAJAL','42016 MAXIMILIANA VELASQUEZ DE SOTILLO','PNP ALFEREZ MARIANO SANTOS MATEOS','198 MARGARITA BACIGALUPO','42198 VICTOR RAUL HAYA DE LA TORRE','43005 MODESTO MOLINA','473','42014 JOSE JIMENEZ BORJA','42195 WILMA SOTILLO D. BACIGALUPO','42020 ALMIRANTE MIGUEL GRAU','42013 ROSA DOMINGA PEREZ LIENDO','437','308 MARIA AUXILIADORA','42199 JUAN VELASCO ALVARADO','42025 AURELIA ARCE VILDOSO','232 VIRGEN DE LAS MERCEDES','43508 PROCER MANUEL CALDERON DE LA BARCA','ODEC - UGEL TACNA,CHAMPAGNAT','42038 MICAELA PAREDES REJAS','42005 JOSE ROSA ARA','MUNICIPAL CIUDAD NUEVA','300 SANTA MARIA DE LA ESPERANZA','429 EL SANTO DE LA ESPADA','42017 NEISER G. LLACSA ARCE','PARROQUIAL CORAZON DE MARIA','405 NAZARENO','EMMA GAMERO NIETO','42207 SAN PEDRO','467','CEBA - 42195 WILMA SOTILLO D. BACIGALUPO','226 ROSA VIRGINIA PELLETIER','DR. JOSE ANTONIO ENCINAS FRANCO','CEBA - NILO VILDOSO GARCIA','42012 REBECA MARTINEZ DE SANCHEZ','CEBA - CESAR AUGUSTO COHAILA TAMAYO','42065 ROMULO BOLUARTE PONCE DE LEON','419','42023 VICTOR MAYURI CLAUSSEN','230 LOS NIÑOS DE BELEN','43007 LUIS BANCHERO ROSSI','200 NELLY ROJAS DE ARENAS','309 JARDIN PILOTO','42006 SAN FRANCISCO DE ASIS','CEBA - JOSE JOAQUIN INCLAN','420','JOSE CACERES VERNAL','43004 JUSTO ARIAS ARAGUEZ','CEBA - LUIS ALBERTO SANCHEZ','406 JEAN PIAGET','452','336 VIRGEN DE LA NATIVIDAD','334 VIRGENCITA DE LOURDES','MICAELA BASTIDAS','42072 CAROLINA FREYRE ARIAS','42058 OLGA GROHMAN DE BASADRE','AGROPECUARIO FRANCISCO LASO','304,42196','42251 SIMON BOLIVAR','CLARITA GAMBETTA','42063 JOSE MARIA ARGUEDAS ALTAMIRANO','UNIDAD DE GESTION EDUCATIVA LOCAL TACNA','333,450','CEBA - MARIA ROSARIO ARAOZ','412 JORGE BASADRE GROHMAN','228 CORAZON DE JESUS','229-A MAFALDA CESPEDES QUELOPANA','396 ALFONSO UGARTE','CEBA - 42218 MARISCAL CACERES','364','42053 BARTOLOME JULIO ROSPIGLIOSI','414 VIRGEN DEL ROSARIO','344 NILDA REJAS CHAMBILLA','459','42200 OMAR ZILBERT SALAS','456 EL CARMELO DE MARIA','MIGUEL PRO','416 VIRGEN DE GUADALUPE','413 LUIS BANCHERO ROSSI','42064 ALFONSO UGARTE','312 JESUS NAZARENO','CEBA - JORGE BASADRE GROHMANN','CEBA - ARTURO JIMENEZ BORJA','426','381 SAN JOSE','451','427 JESUS DIVINA MISERICORDIA','407','42213 HUGO SALAZAR DEL ALCAZAR','377','42246 JOSE OLAYA BALANDRA','42068 FRANCISCO LASO','CIUDAD DE DIOS','42197 VICTOR GUTIERREZ ORDOÑEZ','42222','CORONEL GREGORIO ALBARRACIN LANCHIPA','301 SANTA MARIA GORETTI','42008 JUANA GONZALES DE PARODI','443 SANTA TERESITA','314 VIRGEN DEL ROSARIO','340 DIVINO NIÑO JESUS','354 VIRGEN MARIA','356,329','42036 JUAN MARIA REJAS','43505 GUSTAVO PONS MUZZO','358 NIÑO SALVADOR','335 NUESTRA SEÑORA DEL SANTO ROSARIO','424 LOURDES VILDOSO DE GAMBETA','449 EDUARDO PEREZ GAMBOA','385 MADRE TERESA DE CALCUTA','SANTA CRUZ','355','411 NIÑOS DE FATIMA','442','398 HEROES DEL CENEPa','418 SEÑOR DE LOS MILAGROS','42259','415 SAGRADA FAMILIA','378,447','42073 MARIA PILAR VILLANUEVA B','337 CAPITAN SAMUEL ALCAZAR','BEATA ANA ROSA GATTORNO','233','CEBA - CRISTO REY DEL NIÑO Y ADOLESCENTE','ROSA CODA DE MARTORELL','380','435 LAS COLMENAS','42263 ADALGIZA VIRGINIA LAZARO VILLARROEL','440,352,475','42227 DANIEL ALCIDES CARRION','441','42261 NUEVO COPARE','446,457,476','42244 CESAR VALLEJO','455,409,453','368 NORAH FLORES TORRES','474,422,43507','330 HECTOR VELASQUEZ VALDEZ','350,448','353 NIÑO JESUS DE PRAGA','42062 ATASPCA','454,42229}

@attribute 'TIPO DE TRABAJADOR' {DOCENTE,DIRECTIVO,JERARQUICO}

@attribute CARGO {PROFESOR,'PROFESOR - EDUCACION FISICA','PROFESOR COORDINADOR','SUB-DIRECTOR I.E.',DIRECTOR,'COORDINADOR PEDAGOGICO','COORDINADOR DE TUTORIA Y ORIENTACION EDUCATIVA','JEFE DE LABORATORIO','PROFESOR - AIP','ESPECIALISTA EN EDUCACION',ASESOR,'JEFE DE TALLER'}

@attribute 'SITUACION LABORAL' {NOMBRADO,DESIGNADO}

@attribute 'CATEGORIA REMUNERATIVA' numeric

@attribute REMUNERACION numeric

@attribute EDAD numeric

@attribute GENERO {FEMENINO,MASCULINO}

@attribute NIVEL_ESTUDIOS {PEDAGOGICO,'SUPERIOR UNIVERSITARIA'}

@attribute 'NOMBRE DE CENTRO DE ESTUDIOS' {'INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO PUCALLPA','UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN AGUSTIN DE AREQUIPA','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO JOSE JIMENEZ BORJA','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO DE PUNO','UNIVERSIDAD PRIVADA DE TACNA','UNIVERSIDAD DE SAN MARTIN DE PORRES','UNIVERSIDAD CATOLICA DE SANTA MARIA','FRANCISCO LASO','UNIVERSIDAD NACIONAL DEL ALTIPLANO','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO DE CHINCHA','MERCEDES CABELLO DE CARBONERA','MARCELINO CHAMPAGNAT','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO PRIVADO ANGELO PATRI - TACNA','NORMAL SUPERIOR MIXTA','UNIVERSIDAD ANDINA N. CACERES VELASQUEZ','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO PRIVADO IBEROAMERICANO,CUSCO','UNIVERSIDAD JOSE FAUSTINO SANCHEZ CARRION','UNIVERSIDAD PERUANA UNION','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO JOSE SANTOS CHOCANO','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO DE AREQUIPA','UNIVERSIDAD NACIONAL MAYOR DE SAN MARCOS','13 DE JULIO DE 1882 CAJAMARCA','EDUCACION FISICA LAMPA','AZANGARO','ESCUELA SUPERIOR DE FORMACION ARTISTICA DE PUNO','UNIVERSIDAD DE TARAPACA','JOSE FAUSTINO SANCHEZ CARRION','UNIVERSIDAD NACIONAL DE EDUCACION ENRIQUE GUZMAN Y VALLE','UNIVERSIDAD JOSE CARLOS MARIATEGUI','UNIVERSIDAD PONTIFICIA DE LIMA','UNIVERSIDAD NACIONAL SAN LUIS GONZAGA','UNIVERSIDAD CATOLICA DE SANTA MARÍA','UNIVERSIDAD NACIONAL JORGE BASADRE GROHMANN','UNIVERSIDAD PRIVADA JOSE CARLOS MARIATEGUI','UNIVERSIDAD MARCELINO CHAMPAGNAT','IGNACIO MERINO','UNIVERSIDAD ANDINA NESTOR CACERES VELASQUEZ - JULIACA','DAVID SANCHEZ INFANTE','UNIVERSIDAD INCA GARCILASO DE LA VEGA','JULIACA','JUAN XXIII','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO LA INMACULADA CAMANA - AREQUIPA','UNIVERSIDAD NACIONAL SAN ANTONIO ABAD','UNIVERSIDAD NACIONAL DE TRUJILLO','EDUTEK','14 DE JULIO DE 1882 CAJAMARCA','INSTITUTO DE EDUCACION SUPERIOR PEDAGOGICO PRIVADO JOSE ANTONIO ENCINAS','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO NACIONAL DE EDUCACION INICIAL','UNIVERSIDAD FEMENINA DEL SAGRADO CORAZON','GREGORIO MENDEL','JOSE LUIS BUSTAMANTE Y RIVERO','GAMANIEL BLANCO MURILLO','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO PRIVADO ABRAHAM VALDELOMAR ICA','UNIVERSIDAD NACIONAL PEDRO RUIZ GALLO','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO TARAPOTO','ISAAC NEWTON','JOSE ANTONIO ENCINAS','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO PEDRO P. DIAZ-AREQUIPA','NUESTRA SEÑORA DEL ROSARIO','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO PRIVADO SALESIANO','UNIVERSIDAD NACIONAL FEDERICO VILLARREAL','INSTITUTO SUPERIOR PRIVADO AMAUTA','MARCOS DURAN MARTEL','INSTITUTO PEDAGÓGICO NACIONAL MONTEERRICO','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO SANTO DOMINGO DE GUZMAN','HERMILIO VALDIZAN','INDOAMERICA','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO PRIVADO MANUEL SANTANA CHIRI','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO SANTA ROSA','LA SALLE','BELLAS ARTES DIEGO QUISPE TITO','ESCUELA NACIONAL SUPERIOR AUTONOMA DE BELLAS ARTES DEL PERU','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO SAN IGNACIO DE LOYOLA','TUPAC AMARU','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO NACIONAL DE EDUCACION DE LIMA','NUESTRA SEÑORA DE CHOTA','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO PRIVADO VICTOR ANDRES BELAUNDE','CONSERVATORIO REGIONAL DE MUSICA LUIS DUNCKER LAVALLE','CARLOS BACA FLOR - AREQUIPA','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO MANUEL GONZALEZ PRADA DE LIMA','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO CESAR ABRAHAM VALLEJO MENDOZA - BAGUA','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO JORGE BASADRE - MOLLENDON','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO PRIVADO JORGE BASADRE - ICA','INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO BAGUA','ESTEBAN PAVLETICH','15 DE JULIO DE 1882 CAJAMARCA','16 DE JULIO DE 1882 CAJAMARCA','CENTRO UNIVERSITARIO VILLANUEVA - UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID','UNIVERSIDAD ALAS PERUANAS','UNIVERSIDAD CATOLICA DEL MAULE'}

@attribute GRAD_MAX {'MAESTRO / MAGISTER','TITULADO,DOCTOR'}

@attribute 'AÑOS DE SERVICIO' numeric

@attribute 'CON LICENCIA' {SI,NO}

@attribute ASCENDIO {'NO ASCENDIO',ASCENDIO}

@data

TACNA,ESTATAL,'Inicial - Jardín','227 VILLA HERMOSA',DOCENTE,PROFESOR,NOMBRADO,2,2310,52, FEMENINO, PEDAGOGICO,' INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO PUCALLPA','MAESTRO / MAGISTER',29,SI,'NO ASCENDIO'

'CORONEL GREGORIO ALBARRACIN LANCHIPA',ESTATAL,Secundaria,'42238 ENRIQUE PAILLARDELLE',DOCENTE, PROFESOR, NOMBRADO,3,2520,54, MASCULINO, 'SUPERIOR UNIVERSITARIA','UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN AGUSTIN DE AREQUIPA','MAESTRO / MAGISTER',30,NO,'NO ASCENDIO'

'TACNA,ESTATAL,Primaria,'42011 REPUBLICA ARGENTINA',DOCENTE ,PROFESOR,NOMBRADO,2,2310, 63,FEMENINO, PEDAGOGICO, 'INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO JOSE JIMENEZ BORJA',TITULADO,35,SI,'NO ASCENDIO'

'ALTO DE LA ALIANZA',ESTATAL,Primaria,'42223 MANUEL DE MENDIBURU',DOCENTE, PROFESOR, NOMBRADO, 2,2310,55, FEMENINO,PEDAGOGICO,'INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO DE PUNO',TITULADO,33,NO,'NO ASCENDIO'

'ALTO DE LA ALIANZA',ESTATAL, Secundaria,'GUILLERMO AUZA ARCE',DOCENTE,PROFESOR, NOMBRADO,4,2730,61, FEMENINO, 'SUPERIOR UNIVERSITARIA','UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN AGUSTIN DE AREQUIPA',TITULADO,33,NO,'NO ASCENDIO'

'CIUDAD NUEVA',ESTATAL,Secundaria,'42218 MARISCAL CACERES',DOCENTE,PROFESOR, NOMBRADO,3,2520,55, MASCULINO, PEDAGOGICO,'INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO JOSE JIMENEZ BORJA',TITULADO,29,NO,'NO ASCENDIO'

'CIUDAD NUEVA',ESTATAL,Secundaria,'42218 MARISCAL CACERES',DOCENTE, PROFESOR,NOMBRADO, 2,2310,58,FEMENINO, 'SUPERIOR UNIVERSITARIA','UNIVERSIDAD PRIVADA DE TACNA',TITULADO,30,NO,'NO ASCENDIO'

'CORONEL GREGORIO ALBARRACIN LANCHIPA',ESTATAL,Secundaria,'42237 JORGE CHAVEZ',DOCENTE,PROFESOR, NOMBRADO ,2,2310,56, MASCULINO,'SUPERIOR UNIVERSITARIA','UNIVERSIDAD DE SAN MARTIN DE PORRES','MAESTRO / MAGISTER',30, NO,'NO ASCENDIO'

'CORONEL GREGORIO ALBARRACIN LANCHIPA',ESTATAL, Primaria,'LUIS ALBERTO SANCHEZ',DOCENTE,PROFESOR, NOMBRADO, 3,2520,58,FEMENINO,'SUPERIOR UNIVERSITARIA','UNIVERSIDAD PRIVADA DE TACNA',DOCTOR,17,SI,'NO ASCENDIO'

'TACNA, ESTATAL, Secundaria,'43003 CARLOS ARMANDO LAURA', DOCENTE, PROFESOR, NOMBRADO, 3,2520,63, FEMENINO, PEDAGOGICO, 'INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO JOSE JIMENEZ BORJA', TITULADO,0,NO,'NO ASCENDIO'

'CORONEL GREGORIO ALBARRACIN LANCHIPA', ESTATAL, Primaria,'42253 GERARDO ARIAS COPAJA', DOCENTE, PROFESOR, NOMBRADO,1,2100,53, FEMENINO ,PEDAGOGICO,'INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO JOSE JIMENEZ BORJA', TITULADO, 22,NO,'NO ASCENDIO'

'TACNA,ESTATAL, Secundaria,'MODESTO BASADRE',DOCENTE,PROFESOR, NOMBRADO,2,2310,60,FEMENINO,' SUPERIOR UNIVERSITARIA', 'UNIVERSIDAD CATOLICA DE SANTA MARIA',TITULADO,0,NO,'NO ASCENDIO'

'TACNA,CONVENIO, Secundaria,'SAN MARTIN DE PORRES',DOCENTE,PROFESOR,NOMBRADO,6,3676,53,MASCULINO,'SUPERIOR UNIVERSITARIA','UNIVERSIDAD PRIVADA DE TACNA','MAESTRO / MAGISTER',26,SI,ASCENDIO

'CIUDAD NUEVA',ESTATAL,Primaria,'MANUEL A ODRIA',DOCENTE,'PROFESOR - EDUCACION FISICA',NOMBRADO, 1,2100,58, MASCULINO ,PEDAGOGICO,'INSTITUTO SUPERIOR PEDAGOGICO JOSE JIMENEZ BORJA',TITULADO,26,NO,'NO ASCENDIO'

TACNA,ESTATAL,Secundaria ,'FRANCISCO ANTONIO DE ZELA',DOCENTE, PROFESOR,NOMBRADO,1,2100,56, FEMENINO, PEDAGOGICO, 'FRANCISCO LASO',TITULADO,15,NO,'NO ASCENDIO'

'CIUDAD NUEVA',ESTATAL,Secundaria,'42218 MARISCAL CACERES',DOCENTE,PROFESOR, NOMBRADO,5,3150,54,MASCULINO, 'SUPERIOR UNIVERSITARIA','UNIVERSIDAD PRIVADA DE TACNA',DOCTOR,26,SI,ASCENDIO

TACNA,ESTATAL, Secundaria, 'FRANCISCO ANTONIO DE ZELA',DOCENTE, PROFESOR,NOMBRADO ,1,2100,56,FEMENINO, PEDAGOGICO,'FRANCISCO LASO',TITULADO,15,NO,'NO ASCENDIO'

'CIUDAD NUEVA',ESTATAL,Secundaria,'42218 MARISCAL CACERES',DOCENTE,PROFESOR, NOMBRADO,5,3150,54, MASCULINO, 'SUPERIOR UNIVERSITARIA','UNIVERSIDAD PRIVADA DE TACNA',DOCTOR,26,SI,ASCENDIO

Anexo 04 – Entrevista a responsable del área de escalafón



UNIDAD DE
GESTIÓN
EDUCATIVA
LOCAL TACNA

"Decenio de la Igualdad de oportunidades para mujeres y hombres"
"Año de la Lucha contra la Corrupción y la Impunidad"

ENTREVISTA AL RESPONSABLE DE ESCALAFÓN

NOMBRE : CARLOS ELOY MAMANI APAZA
CARGO : RESPONSABLE (e) DEL AREA DE ESCALAFÓN
SEDE : UGEL TACNA

1.- ¿Cada cuanto tiempo actualizan los datos los docentes?

Actualizan solo antes de proceso convocado por el ministerio y su actualización es permanente.

2.- ¿Cuáles son los datos más relevantes del sistema Legix?

Lugar donde labora el docente, modalidad de la I.E. a la que pertenece, el cargo, su situación y condición laboral, sexo, estudios alcanzados por el docente, tiempo de servicios como docente, edad, jornada laboral, el sueldo se calcula de la escala actual por la jornada laboral, y trabaja en una I.E. de gestión pública o privada (convenio).

3.- ¿Cuánto tiempo de licencia debe tener un docente para ser considerado como recurrente?

Según la ley de la reforma magisterial el tiempo máximo que un docente puede solicitar licencia sin goce de haber es de 2 años en un periodo de 5, por lo tanto un periodo considerado recurrente sería a partir de los 6 meses.

4.- ¿Cuál es el criterio del MINEDU para elegir la cantidad de plazas para cada escala y sede para el proceso de "ascenso de escala magisterial"?

El ministerio no proporciona esa información por lo cual sigue siendo una incógnita para la UGEL y para el público en general.

Tacna, 15 de julio del 2019.




ABG. CARLOS ELOY MAMANI APAZA
Responsable de Escalafón (e)
UGEL TACNA