

**Universidad Nacional José Faustino Sánchez Carrión**



**Facultad de Ingeniería Industrial, Sistemas e Informática**

**Tesis**

**PREDICCIÓN DEL RENDIMIENTO ACADÉMICO UTILIZANDO LA  
TÉCNICA DE ÁRBOLES DE DECISIÓN  
EN LOS PROGRAMAS DE MAESTRÍA DE EDUCACIÓN EN LA  
ESCUELA DE POSGRADO DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL  
JOSÉ FAUSTINO SÁNCHEZ CARRIÓN**

**Presentado por:**

**Brenda Nicole Diaz Landa**

**Asesor:**

**Mg. William Joel Marín Rodríguez**

**Para optar el Título Profesional de Ingeniero de Sistemas**

**HUACHO – PERU**

**2021**

**PREDICCIÓN DEL RENDIMIENTO ACADÉMICO UTILIZANDO LA TÉCNICA  
DE ÁRBOLES DE DECISIÓN  
EN LOS PROGRAMAS DE MAESTRÍA DE EDUCACIÓN EN LA ESCUELA DE  
POSGRADO DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL JOSÉ FAUSTINO  
SÁNCHEZ CARRIÓN**

**ASESOR Y MIEMBROS DEL JURADO**

---

**PRESIDENTE**

**Dr. Victor Manuel Collantes Rosales**

---

**SECRETARIO**

**M(o). Eddy Ivan Quispe Soto**

---

**VOCAL**

**M(o). Raúl Chavez Zavaleta**

---

**ASESOR**

**Mg. William Joel Marin Rodriguez**

## **DEDICATORIA**

Mi primer agradecimiento es a Dios por su cuidado y protección cada día de mi vida, así como el haberme permitido el cumplir este objetivo académico de culminar mis estudios profesionales.

También deseo agradecer a toda mi familia, quienes me ayudaron en todo momento con paciencia y total desprendimiento, y continúan haciéndolo, sin su apoyo nunca hubiera conseguido el objetivo de completar mi camino profesional.

## **AGRADECIMIENTOS**

A las autoridades de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC quienes me brindaron gentilmente el acceso a la información necesaria para realizar el presente trabajo.

A los estudiantes encuestados de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC por su colaboración de la presente investigación.

A mi asesor de tesis, por el tiempo dedicado y su dirección para culminar este trabajo.

# ÍNDICE

ASESOR Y MIEMBROS DEL JURADO	ii
DEDICATORIA	iii
AGRADECIMIENTOS	iv
ÍNDICE	v
ÍNDICE DE FIGURAS	vii
ÍNDICE DE TABLAS	ix
RESUMEN	x
ABSTRACT	xii
INTRODUCCIÓN	xiv
Capítulo 1	1
PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	1
1.1. Descripción de la realidad problemática	1
1.2. Formulación de Problema	4
1.3. Objetivo de la Investigación	4
1.4. Justificación de la Investigación	5
1.5. Delimitación de la investigación	6
1.6. Viabilidad de la investigación	6
Capítulo 2	7
MARCO TEÓRICO	7
2.1. Antecedentes de la Investigación	7
2.2. Bases teóricas	16
2.3. Definiciones conceptuales	41
2.4. Formulación de hipótesis	44
Capítulo 3	45
METODOLOGÍA	45
3.1. Diseño metodológico	45
3.2. Población y Muestra	46
3.3. Operacionalización de Variables	47
3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos	48
3.5. Técnicas para el procesamiento de la información	49
Capítulo 4	52
RESULTADOS	52
4.1. Análisis descriptivo	52
Capítulo 5	97
DISCUSIÓN, CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	97
5.1. Discusión	97
5.2. Conclusiones	99
5.3. Recomendaciones	100
Capítulo 6	101
Fuentes de Información	101
6.1. Fuentes Bibliográficas	101
6.2. Fuentes Hemerográficas	103
6.3. Fuentes Electrónicas	104

Anexos		106
7.1.	Matriz de Consistencia	107
7.2.	Instrumento para la toma de datos	108
7.3.	Informe de juicio de expertos para validación de instrumento	110

## ÍNDICE DE FIGURAS

<i>Figura 1.</i> Fases del procedimiento de modelado.....	22
<i>Figura 2.</i> Proceso del Data Mining según Microsoft.....	27
<i>Figura 3.</i> Características de un Árbol de Decisión.....	31
<i>Figura 4.</i> Interface inicial del software Weka.....	33
<i>Figura 5.</i> Instalaciones de la Escuela de Posgrado en el campus de la UNJFSC.....	34
<i>Figura 6.</i> Valoración del índice Kappa.....	43
<i>Figura 7.</i> Distribución de los encuestados según maestría o doctorado que cursan.....	52
<i>Figura 8.</i> Distribución de los promedios ponderados alcanzados por los estudiantes de la muestra.....	53
<i>Figura 9.</i> Distribución del rendimiento académico alcanzado por los estudiantes de la muestra luego de su categorización.....	54
<i>Figura 10.</i> Pregunta 1 - Distribución de los estudiantes de la muestra por sexo.....	55
<i>Figura 11.</i> Pregunta 2 – Distribución de los estudiantes de la muestra por edad.....	56
<i>Figura 12.</i> Pregunta 3 – Distribución de los estudiantes de la muestra por estado civil.....	57
<i>Figura 13.</i> Pregunta 4 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si considera que su trabajo se relaciona con su carrera de pregrado.....	58
<i>Figura 14.</i> Pregunta 5 – Distribución de los estudiantes de la muestra por la cantidad de hijos que tienen.....	59
<i>Figura 15.</i> Pregunta 6 – Distribución de los estudiantes de la muestra por el rango de ingreso familiar.....	60
<i>Figura 16.</i> Pregunta 7 – Distribución de los estudiantes de la muestra por cómo evalúan su rendimiento académico en la secundaria.....	61
<i>Figura 17.</i> Pregunta 8 – Distribución de los estudiantes de la muestra por la cantidad de cursos desaprobados en la secundaria.....	62
<i>Figura 18.</i> Pregunta 9 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si repitieron algún año en la secundaria.....	63
<i>Figura 19.</i> Pregunta 10 – Distribución de los estudiantes de la muestra por cómo evalúan su rendimiento académico durante la carrera universitaria de pregrado.....	64
<i>Figura 20.</i> Pregunta 11 – Distribución de los estudiantes de la muestra por la cantidad de asignaturas desaprobadas en los estudios de pregrado.....	65
<i>Figura 21.</i> Pregunta 12 – Distribución de los estudiantes de la muestra por el motivo de la elección de sus estudios de posgrado en relación al valor formativo.....	66
<i>Figura 22.</i> Pregunta 13 – Distribución de los estudiantes de la muestra por el motivo de la elección de sus estudios de posgrado en relación a la autorrealización.....	67
<i>Figura 23.</i> Pregunta 14 – Distribución de los estudiantes de la muestra por el motivo de la elección de sus estudios de posgrado en relación a la exigencia del mercado laboral.....	68
<i>Figura 24.</i> Pregunta 15 – Distribución de los estudiantes de la muestra por el motivo de la elección de sus estudios de posgrado en relación al ascenso social.....	69
<i>Figura 25.</i> Pregunta 16 – Distribución de los estudiantes de la muestra por el motivo de la elección de sus estudios de posgrado en relación al horario de estudios.....	70
<i>Figura 26.</i> Pregunta 17 – Distribución de los estudiantes de la muestra por el motivo de la elección de sus estudios de posgrado en relación al prestigio de la universidad.....	71
<i>Figura 27.</i> Pregunta 18 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si ha pensado en abandonar alguna asignatura.....	72

<i>Figura 28.</i> Pregunta 19 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si ha pensado en abandonar algún semestre .....	73
<i>Figura 29.</i> Pregunta 20 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si ha pensado en cambiar de maestría .....	74
<i>Figura 30.</i> Pregunta 21 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si ha pensado en retirarse definitivamente de los estudios de posgrado .....	75
<i>Figura 31.</i> Pregunta 22 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si considera que finalizará exitosamente sus estudios de posgrado.....	76
<i>Figura 32.</i> Pregunta 23 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si considera que la escuela de posgrado mantiene una infraestructura adecuada para la realización de sus estudios de posgrado.....	77
<i>Figura 33.</i> Pregunta 24 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si considera que la escuela de posgrado cuenta con los equipos adecuados para la realización de sus estudios de posgrado.....	78
<i>Figura 34.</i> Pregunta 25 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si considera que la escuela de posgrado imparte las asignaturas correctas para la realización de sus estudios de posgrado .....	79
<i>Figura 35.</i> Pregunta 26 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si considera que la escuela de posgrado ofrece un buen nivel profesional de los docentes para la realización de sus estudios de posgrado .....	80
<i>Figura 36.</i> Preparación de datos del cuestionario para ingreso como base de datos de entrenamiento al software Weka.....	81
<i>Figura 37.</i> Carga de datos preparados del cuestionario como base de datos de entrenamiento al software Weka.....	82
<i>Figura 38.</i> Vista 1 del análisis de la base de entrenamiento con el algoritmo J48 .....	83
<i>Figura 39.</i> Vista 2 del análisis de la base de entrenamiento con el algoritmo J48 .....	84
<i>Figura 40.</i> Vista 3 del análisis de la base de entrenamiento con el algoritmo J48 .....	84
<i>Figura 41.</i> Vista 4 del análisis de la base de entrenamiento con el algoritmo J48 .....	85
<i>Figura 42.</i> Vista 5 del análisis de la base de entrenamiento con el algoritmo J48 .....	85
<i>Figura 43.</i> Árbol de decisión generado por del análisis de la base de entrenamiento con el algoritmo J48 por el software Weka .....	87
<i>Figura 44.</i> Vista 1 del análisis de la base de entrenamiento con el algoritmo J48 considerando solo los 5 primeros niveles del árbol de decisión .....	91
<i>Figura 45.</i> Vista 2 del análisis de la base de entrenamiento con el algoritmo J48 considerando solo los 5 primeros niveles del árbol de decisión .....	91
<i>Figura 46.</i> Vista 3 del análisis de la base de entrenamiento con el algoritmo J48 considerando solo los 5 primeros niveles del árbol de decisión .....	92
<i>Figura 47.</i> Vista 4 del análisis de la base de entrenamiento con el algoritmo J48 considerando solo los 5 primeros niveles del árbol de decisión .....	92
<i>Figura 48.</i> Árbol de decisión generado por del análisis de la base de entrenamiento con el algoritmo J48 por el software Weka al priorizarse los 5 primeros niveles del árbol generado en el modelo inicial .....	93
<i>Figura 49.</i> Preparación de datos del cuestionario para ingreso como base de datos para predicción al software Weka utilizando los 5 niveles principales del árbol de decisión .	94
<i>Figura 50.</i> Ingreso de datos en el software SPSS v. 25.0 para el análisis de coeficiente Kappa en comparación de los datos de rendimiento académico reales y los predichos por el software Weka utilizando los 5 niveles principales del árbol de decisión.....	95
<i>Figura 51.</i> Resultado del análisis de coeficiente Kappa por SPSS v. 25.0.....	95

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Categorización del rendimiento académico según el valor del promedio ponderado	49
Tabla 2 Valor de interpretación de la fuerza de concordancia según el valor del coeficiente Kappa de Cohen.....	51

## RESUMEN

La presente tesis analiza el problema de determinar si existe una relación entre las variables de estudio rendimiento académico y técnicas de árbol de decisión a través del modelado de un sistema para predecir el rendimiento académico de la población estudiantil que eligieron las maestrías de educación que ofrece la Esc. de Posgrado en la UNJFSC a con la utilización de una técnica de minería de datos de árboles de decisión.

La variable rendimiento académico fue definida operacionalmente como el grado en que las situaciones personal definen y afectan el promedio ponderado del maestrista, definiendo sus dimensiones como la nota del promedio ponderado, y las dimensiones de identificación, académicas, actitudinales, confianza e institucionales.

La variable técnicas de árbol de decisión fue definida como la aplicación de la técnica de minería de datos a través del algoritmo J48, para predecir el rendimiento académico de los estudiantes de la EAP de Posgrado, tal aplicación da como resultado un modelo de simulación o predicción.

Se planteó como hipótesis general la afirmación que es posible la aplicación de la metodología denominada “árboles de decisión” para crear un sistema que permita la predicción de comportamiento del rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC”, ello significó la construcción de un modelo de simulación utilizando el software Weka y la captura de datos en relación a los atributos de las circunstancias personales de los estudiantes; para ello se utilizó un cuestionario de 26 ítems el cual fue aplicado a la muestra de 237

estudiantes. Además, se obtuvieron los promedios ponderados de los estudiantes de la muestra a través de los registros de notas analizados, pertenecientes a los alumnos de la muestra en la Escuela de Posgrado de la UNJFSC.

Realizado el modelo de simulación, se lograron identificar los principales factores que afectan el rendimiento académico según el análisis estadístico realizado por el software Weka, los cuales fueron graficados en un árbol de decisiones. Dicho modelo de simulación obtuvo una exactitud del 62,45% de acierto en predecir el rendimiento académico categorizado de la base de entrenamiento y una concordancia, medida a través del índice Kappa de Cohen de un valor de 0,4199, al cual le corresponde una valoración de “concordancia moderada”.

Como principal conclusión se halló la demostración de la hipótesis general de la investigación al haberse encontrado una concordancia moderada entre el modelo de simulación y el rendimiento académico real alcanzado por los estudiantes de la muestra a través del índice Kappa con un valor de 0,4199 para el modelo inicial y de 0,666 (concordancia considerable) para el modelo de simulación reajustado, el cual considera los cinco primeros niveles de jerarquía del árbol de decisión generado por el software Weka.

Palabras clave: Rendimiento académico, minería de datos, arboles de decisión, J48, Weka, predicción, modelo de simulación.

## **ABSTRACT**

The research is analyze the existence of a correlational relationship between the study variables such as academic performance and decision tree technique trough the creation of a model for simulation of the academic performance of master's students in educational programs of the Graduate School of the José Faustino Sánchez Carrion University.

The variable academic performance operationally defined as the degree of influence caused for personal business affecting the weighted average number and the dimensions of identification, academical, attitudinal, reliance and institutional factors.

The variable decision tree technique defined as the application of the named data mining technique using the J48 algorithm to predict the academic performance of master's students of the Graduate School generating a simulation model.

As main hypothesis was proposed the possibility of generate a simulation model to predict the academic performance of master's students of the Graduate School, which means the generation of a simulation model using Weka software and analysis of data obtained from a 26 items quiz applied to 237 students of the sample compared to the weighted average number of the academical records of the Graduate School.

With the generated simulation model were identified factors affecting the academic performance according the statistical analysis made by the Weka software, those factors were

show in a decision tree diagram. The model's accuracy through correct prediction percentage was 62,45%, the consistency of the model was measured using the Cohen's Kappa indicator, obtaining an indicator's score of  $k = 0,4199$  meaning a "moderate consistency" of the predicted values with the real academic performance.

The main conclusion of the research was the demonstration of the main hypothesis, finding enough statistical significance of model's accuracy and a value  $k = 0,4199$  to the starting model and  $k = 0,666$  to the adjusted model using the five prioritized levels of the decision tree generated by Weka.

Keywords: academic performance, data mining, decision tree, J48, Weka, prediction, simulation model.

# INTRODUCCIÓN

La presente tesis aborda el problema de determinar si es posible realizar un sistema que permita predecir el rendimiento académico final de la población estudiantil de las maestrías de la especialidad de educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC a través de la técnica de minería de datos de árboles de decisión, ello es importante pues permitiría a la Dirección de la Escuela de Posgrado obtener información relevante para la toma de decisiones en relación a la cantidad de alumnado que se mantendría con buen rendimiento académico y la consecuente continuidad en la realización de estudios y matrículas correspondientes, lo cual a su vez permitiría obtener un pronóstico de los ingresos que obtendrá la escuela por los derechos de estudio.

En el primer capítulo se describe el problema que la presente investigación trata, en dicho capítulo se detalla la situación problemática en que se encuentra la Escuela de Posgrado de la UNJFSC, la cual no cuenta con una herramienta para el pronóstico del rendimiento académico que obtengan finalmente los estudiantes de las maestrías relacionadas con la especialidad de educación, las cuales son las que mantienen la mayor cantidad de alumnado de todos los programas de postgrado que ofrecen.

En el segundo capítulo se desarrolla el marco teórico necesario para la presente tesis, en dicho apartado se definen las variables y dimensiones tomadas en cuenta, así como la información sobre la institución en que se realiza el presente estudio.

En el tercer capítulo se expone la metodología de investigación que seguirá la presente tesis, la técnica e instrumento de recolección de datos, así como también la forma del procesamiento de información realizado.

También se muestra en el capítulo cuarto los resultados que se obtuvieron del análisis estadístico descriptivo a través de gráficos estadísticos y tablas los cuales fueron construidos generados con el programa Ms. Excel. En este capítulo se muestra además el resultado del análisis estadístico inferencial realizado para la prueba de hipótesis correspondiente, en el cual también se generaron gráficos y tablas a través del mediante el software SPSS en su versión 25.0.

Por último, en el capítulo quinto se redactaron las secciones de discusión, conclusiones y recomendaciones los cuales complementan, concretan e interpretan los resultados obtenidos en la presente investigación.

# Capítulo 1

## PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

### 1.1. Descripción de la realidad problemática

En el ámbito global, las decisiones tomadas por la administración de cualquier organización se encuentran orientadas por el uso de la información con la que se cuenta, es por dicha necesidad que se diseñaron sistemas de información para los diferentes niveles gerenciales en la toma de decisión, desde los sistemas transaccionales hasta los de soporte de decisiones estratégicas, tal es así que la gran mayoría de toda organización estatal a nivel global cuenta con un mínimo nivel de automatización de su información actual, sin embargo, el uso de sistemas que permitan estimar futuros escenarios todavía es muy reducido.

En la actualidad, se puede observar que en universidades alrededor del mundo ha surgido la necesidad de brindar una superior calidad en el servicio de educación, lo cual significa mejores condiciones materiales y de enseñanza, ello desencadenó procesos de mejoramiento a través de una autoevaluación de la situación de cada una de ellas con la finalidad de reconocer debilidades y potenciar las fortalezas que cada una de las universidades posee con el objetivo también de realizar las acciones correctivas a los fallos y debilidades que se detecten.

En el Perú, debido a un cambio de legislación, las universidades nacionales que se encuentran preocupadas por los procedimientos de acreditación de su propuesta curricular en la totalidad de sus especialidades, que necesariamente corresponde al cumplimiento de un estándar de calidad en su servicio educativo, la cual es otorgada por la Superintendencia Nacional de Educación Superior Universitaria (SUNEDU) través de la publicación de la Ley Universitaria - Ley N° 30220 del año 2015. Es por ello que las universidades privadas y públicas iniciaron un proceso de autoevaluación institucional con la finalidad de aprobar los estándares de calidad definidos por dicho ente regulador.

En el Perú, las administraciones de la totalidad de universidades públicas reciben quejas de su personal docente, administrativo y estudiantes por deficiencias de infraestructura o mobiliario, lo cual se encuentra directamente relacionado a la asignación de recursos económicos con que cuenta la universidad por parte del Gobierno Central, el cual corresponde a un 3.8% del Producto Bruto Interno (PBI) del Perú para el año 2019, según informó la Agencia Peruana de Noticias (2019), sin embargo ello se encuentra lejos de ser suficiente para cubrir todas las brechas de las universidades públicas.

A nivel local, la Universidad José Faustino Sánchez Carrión no es ajena a la problemática de una insuficiente asignación de recursos, sin embargo, en el caso de estudio particular de la Escuela de Posgrado, se cuenta con cierta autonomía en cuanto a ingresos, pues cuenta con ingreso de recursos propios a través de los pagos por derechos académicos de los estudiantes de los programas de maestrías y doctorados que ofrece. Dicha situación favorable en lo económico no la exime de cumplir lo estándares de calidad definidos por la SUNEDU, es en dicho marco en el que el

rendimiento académico aparece en calidad de indicador para mostrar oportunamente el avance en una carrera profesional, a su vez, como un elemento capaz de ser analizado para la predicción de la posibilidad de completar exitosamente la carrera.

Además, conforme refiere el diario Gestión (2018) “Uno de los requisitos que la Sunedu contempla para otorgar el licenciamiento a una universidad es que al menos el 25% de sus docentes tengan estudios de posgrado y trabajen a tiempo completo”. Así como también el mismo diario Gestión (2018) refiere que:

(...) el total de docentes de las universidades estatales es de aproximadamente 24,000 catedráticos, mientras que el de las universidades privadas es de 70,000, donde el número de aquellos que no cuentan con maestría es mayor incluso que el de las universidades públicas. (p. 1)

Por ello, se puede prever una demanda creciente en maestrías del sector educación, por lo que resultaría útil para la planificación necesaria a la Escuela de Posgrado de la UNJFSC el poder predecir el rendimiento académico de sus alumnos estudiantes con el fin de ajustar las variables de los cursos o las condiciones en que los ofrecen. Tomando ello en cuenta, para una adecuada predicción del rendimiento académico estudiantil en la Escuela de Posgrado de la UNJFSC se requiere definir la metodología que permita tal objetivo, por lo que la presente tesis fue planteada con el objetivo de determinar si es posible predecir el rendimiento académico que tienen los estudiantes a través de la técnica de “árboles de decisión”, lo que permitirá generar estrategias por parte de la Dirección de la Escuela de Posgrado para evitar la deserción del alumnado y mantener los estándares para revalidar los requisitos del licenciamiento otorgado por la SUNEDU que deberá ser revalidado posteriormente.

## **1.2. Formulación de Problema**

### **1.2.1. Problema General.**

¿Es posible aplicar la metodología de minería de datos denominada “árboles de decisión” para crear un modelo de predicción del comportamiento del rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC?

### **1.2.2. Problemas Específicos.**

¿Es posible determinar los factores que permiten predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC utilizando la técnica de árboles de decisión?

¿Cuál es la exactitud de la técnica de árboles de decisión para predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC?

¿Cuál es la medida de concordancia de la técnica de árboles de decisión para predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC?

## **1.3. Objetivo de la Investigación**

### **1.3.1. Objetivo General.**

Determinar si es posible aplicar la metodología de minería de datos denominada “árboles de decisión” para crear un modelo de predicción del comportamiento del

rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC.

### **1.3.2. Objetivos específicos.**

Determinar los factores que permiten predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC utilizando la técnica de árboles de decisión.

Determinar la exactitud de la técnica de árboles de decisión para predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC.

Calcular la medida de concordancia de la técnica de árboles de decisión para predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC.

### **1.4. Justificación de la Investigación**

El presente trabajo de investigación alcanza su justificación en la importancia del rendimiento académico cada vez cobra mayor relevancia, en el sentido que los resultados que se obtengan permitirán identificar los factores juntos configuran o inciden en el desempeño académico de los estudiantes reflejado en su rendimiento académico. El contar con dicha información permite que equipo encargado de la administración institucional formule medidas correctivas que contribuyan a elevar dichos índices, permitiendo elevar el bajo rendimiento académico histórico, el abandono o prolongación excesiva de los estudios universitarios de posgrado, circunstancias lamentablemente comunes en el ámbito universitario nacional del que no son ajenos los alumnos de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC.

## **1.5. Delimitación de la investigación**

### 1.5.1. Delimitación temporal

El trabajo de investigación fue realizado durante el periodo de enero a agosto del año 2020.

### 1.5.2. Delimitación espacial

El trabajo de campo para la presente investigación se realizó en la Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional José Faustino Sánchez Carrión.

### 1.5.3. Delimitación social

La tesis se ocupó de determinar si es posible predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de la Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional José Faustino Sánchez Carrión.

## **1.6. Viabilidad de la investigación**

El presente trabajo de investigación contó con el apoyo de los responsables de área y oficinas administrativas de la Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional José Faustino Sánchez Carrión que hizo posible la aplicación del instrumento de medición.

Además, se contó con los conocimientos teóricos, obtenidos de una formación profesional en Ingeniería de Sistemas, así como los recursos disponibles y acceso para adquirir la información necesaria y con la totalidad de los recursos humanos, económicos y materiales para su realización.

## Capítulo 2

# MARCO TEÓRICO

### 2.1. Antecedentes de la Investigación

Posterior a la revisión de publicaciones y referencias sobre las variables de la presente investigación se tomaron en cuenta las siguientes:

#### 2.1.1. Antecedentes Internacionales.

Sadic, Abdulaziz, Fadl, & Najoua (2018), en su investigación titulada “Educational Data Mining and Analysis of Students Academic Performance Using WEKA” – Data Mining educacional y análisis del rendimiento académico estudiantil usando WEKA. Objetivo general: se plantó como principal objetivo de la investigación el determinar los factores más influyentes en el rendimiento académico de la población de estudio. Metodología: Para la consecución del objetivo, los autores utilizaron un cuestionario que analizaba un total de 24 factores influyentes en el rendimiento académico, analizaron los datos con el algoritmo J48, PART, Árboles de decisión y redes bayesianas con el software WEKA con la finalidad de determinar la precisión de cada algoritmo analizado. Población y muestra: los autores plantearon un estudio de datos socioeconómicos y demográficos de una muestra 300 estudiantes de tres universidades de la ciudad de Assam – India. Resultados: la investigación obtuvo como principal resultado el determinar que el algoritmo de árboles de decisión fue definitivamente el más preciso pues logró una precisión del 99%, seguido del PART con 74.33%, el J48 con un 73% y de redes bayesianas 65.33%.

Amaya, Barrientos, & Heredia (2014), en su investigación titulada “*Modelo predictivo de deserción estudiantil utilizando técnicas de minería de datos*” desarrollan el diseño y generan un sistema predictivo para la deserción de estudiantes, de acuerdo a las condiciones personales de estudiantes en la Universidad Simón Bolívar de Colombia. Objetivo general: los autores se plantearon el objetivo de predecir la probabilidad de deserción de los estudiantes a través de un modelo. Metodología: el estudio de investigación fue planteado como de tipo aplicado y nivel descriptivo, para ello se detalló el procedimiento de la creación de un modelo predictivo a través de sus fases de recopilación de información, caracterización los datos personales y académicos, construcción y prueba del modelo de deserción, además de validar las razones y factores que generan la deserción a través de los datos recolectados; en este trabajo utilizaron el software WEKA con buenos resultados. Población y muestra: para el estudio se utilizó una muestra por conveniencia, no probabilística de 201 estudiantes matriculados en el segundo semestre del año 2011 de la Universidad Simón Bolívar de Colombia. Resultados: se generó un modelo de predicción de la deserción estudiantil que permitió la predicción para la correspondiente clasificación de los datos considerando las variables y la precisión necesarias, obteniendo como resultados señalando que el modelo generado permitió la predicción exitosa de más de la mitad de los estudiantes con posibilidad de desertar.

Cuji, Gavilanes, & Sanchez (2017), quienes en su investigación titulada “*Modelo predictivo de deserción estudiantil basado en arboles de decisión*” muestran la construcción de un modelo predictivo de deserción estudiantil, para pronosticar la probabilidad, que un estudiante abandone su programa académico, mediante técnicas

de clasificación, basadas en árboles de decisión. Objetivo general: la investigación plantea como objetivo la construcción de un modelo de predicción de la deserción estudiantil. Metodología: el estudio de tipo descriptivo detalla el diseño y construcción de un modelo predictivo utilizando la metodología Knowledge Discovery in Database (KDD), con cinco etapas: selección, procesamiento, transformación, minería de datos y evaluación; todo ello aplicando el algoritmo Classification and Regression Tree (CART) de la herramienta R. Población y muestra: para el estudio se utilizó una muestra poblacional de 378 correspondientes a los estudiantes de la Carrera Docencia en Informática de la Universidad Técnica de Ambato (UTA). Resultados: Los autores lograron construir un modelo predictivo de la deserción estudiantil el cual considerar árbol de decisión con cuatro niveles de profundidad y mismo número reglas, que evalúan a los posibles desertores, llegando a la conclusión que las variables nivel y notas tienen mayor influencia en la deserción.

Timarán, Caicedo e Hidalgo (2019), en su trabajo de investigación titulado “Árboles de decisión para predecir factores asociados al desempeño académico de estudiantes de bachillerato en las pruebas Saber 11<sup>o</sup>”. Objetivo general: plantearon como objetivo el determinar los factores que se asocian al desempeño o rendimiento académico de estudiantes colombianos de educación secundaria. Metodología: la investigación fue planteada como un estudio descriptivo con un enfoque cuantitativo, a través de aplicar un diseño no experimental, para ello utilizó la metodología CRISP-DM y utilizó las bases de datos del ICFES la información socioeconómica, académica e institucional de estos estudiantes, para luego diseñar un modelo de predicción usando la herramienta de minería de datos WEKA a través de árboles de decisión con

los que identificó patrones asociados al buen o mal desempeño académico de los estudiantes en las pruebas. Población y muestra: la población de estudio estuvo determinada por 1.061.680 de estudiantes colombianos de grado undécimo de educación media, que presentaron las pruebas Saber 11° en los años 2015 y 2016, tomándose de ellos una muestra poblacional. Resultados: Como conclusión refiere que sí es posible la generación de modelos de predicción consistentes con la realidad y que cuente con el respaldo teórico científico, ello a través del análisis de datos almacenados en las bases de datos a través de WEKA, determinando que los atributos con mayor ganancia de información que forman parte de los patrones descubiertos, asociados a un bajo desempeño académico en las pruebas Saber 11°, están: el estrato socioeconómico bajo, utilizando un índice TIC bajo y el nivel SISBEN 1.

García (2015), en su tesis titulada “Construcción de un modelo para determinar el rendimiento académico de los estudiantes basado en learning analytics (análisis de aprendizaje) mediante el uso de técnicas multivariantes”. Objetivo general: se planteó como objetivo general generar un modelo para determinar el rendimiento académico de los estudiantes basado en learning analytics, mediante el uso de técnicas multivariantes. Metodología: para su estudio descriptivo, la autora seleccionó variables demográficas, académicas y tecnológicas (las cuales involucran el enfoque “learning analytics”) así como variables personales de los estudiantes considerándolas como de nivel inferior, variables de los docentes y de las asignaturas (como nivel intermedio) y variables también de la institución como de nivel superior; para su estudio utilizó un enfoque cualitativo y cuantitativo. Población y muestra: la

población elegida estuvo compuesta de 23583 estudiantes matriculados en alguna asignatura troncal, utilizándose para la investigación una muestra poblacional.

Resultados: el estudio concluye refiriendo que todos los predictores utilizando un enfoque “learning analytics” mantienen una asociación positiva con la variable que determina el rendimiento académico, ello puesto los factores estudiados llegaron a ser utilizados positivamente para la predicción a nivel del estudiante y del aula son resultaron significativos luego haber realizado un procedimiento “stepwise” en el análisis estadístico, lo cual permitió eliminar factores que no se encontraban asociados al rendimiento académico a través de no encontrar una significación estadística

### **2.1.2. Antecedentes Nacionales.**

Camborda Z. (2014) En su tesis titulada “*Aplicación de árboles de decisión para la predicción del rendimiento académico de los estudiantes de los primeros ciclos de la carrera de Ingeniería Civil de la Universidad Continental, Huancayo, Perú*”; la cual es una tesis desarrollada para obtener el grado de Magister en Ingeniería de Sistemas, refiere a que en la carrera de Ingeniería Civil existe muy bajo rendimiento académico debido a varios factores demográficos, académicos, institucionales actitudinales los cuales afectan el rendimiento académico en la universidad. Objetivo general: se planteó como objetivo de la investigación el predecir el rendimiento académico identificando las variables de los factores que más influyen en el estudiante en su rendimiento académico. Metodología: el estudio descriptivo planteado, detalla el proceso de construcción de un modelo que utiliza para dicho propósito la técnica de árboles de decisión, específicamente el algoritmo J48 de WEKA. Población y muestra: Para definir la población el autor tuvo en cuenta

todos los árboles que se pueden formar con la combinación de los atributos (campos) referidos a los registros de los estudiantes I al III Ciclo de la Carrera de Ing. Civil de la Universidad Continental. La muestra fue no probabilística-intencionada, es aquella que el investigador selecciona según su propio criterio sin ninguna regla matemática o estadística. Resultados: entre sus principales conclusiones determinó que las variables académicas fueron las que resultaron con más ganancia de información y definen el rendimiento académico del estudiante, así como que los con la técnica de árboles de decisión se obtuvo una precisión en predecir el rendimiento académico con una exactitud mayor al 80% para el caso de estudio.

Menacho (2017) en su tesis “*Predicción del rendimiento académico aplicando técnicas de minería de datos, Universidad Nacional Agraria La Molina, Lima – Perú*”. Objetivo general: el autor definió como su objetivo general el aplicar las TMD de regresión logística, árboles de decisión, redes bayesianas y redes neuronales usando los datos académicos de los estudiantes matriculados en el curso de Estadística General de la UNALM de los semestres 2013 II y 2014 I, con la finalidad de predecir la clasificación final (Desaprobado o Aprobado) de los estudiantes matriculados en el curso. Metodología: El estudio planteado de nivel descriptivo desarrolla el proceso de construcción de un modelo predictivo para el rendimiento académico de estudiantes universitarios, para ello señaló que la variable dependiente es cualitativa y corresponde a un aprendizaje supervisado, puesto que los datos se encuentran previamente clasificados, utilizando además el análisis documental como técnica de recolección de datos. Población y muestra: analizó como población los registros académicos de la Oficina de Estudios de la UNALM, para una muestra de

914 estudiantes matriculados en los ciclos 2013 II y 2014 I en el curso de Estadística General. Resultados: el estudio señala que las técnicas de minería de datos demuestran ser herramientas eficaces para obtener modelos que permitan predecir el resultado de los estudiantes matriculados en el curso de Estadística General, obteniendo como resultado que la técnica de la red Naive de Bayes resultó con la mayor precisión al obtener un 71,0% de correcta clasificación. También que en las otras cuatro técnicas analizadas (regresión logística, redes neuronales, redes bayesianas y árboles de decisión) respecto a la precisión de cada clase, resultó con mayores porcentajes de correcta clasificación para la clase Aprobado y menores para la clase Desaprobado.

Yamao (2018), en su tesis de grado titulada *“Predicción del rendimiento académico mediante minería de datos en estudiantes del primer ciclo de la escuela profesional de Ingeniería de Computación y Sistemas de la Universidad de San Martín de Porres, Lima-Perú”*. Objetivo general: planteó como objetivo realizar la predicción del rendimiento académico de los alumnos que ingresaron a la Escuela Profesional de Ingeniería de Computación y Sistemas de la Universidad de San Martín de Porres en el primer ciclo utilizando minería de datos. Metodología: el estudio señala ser de enfoque cuantitativo y de nivel explicativo y correlacional; de diseño transeccional del tipo correlacional- causal pues busca describir la relación que existe entre el rendimiento académico y los factores social, económico y académico de los ingresantes que se utilizaron para probar la validez de la predicción del rendimiento académico. Población y muestra: La población del presente estudio son los estudiantes ingresantes a la carrera de Ingeniería de Computación y Sistemas de la

Universidad de San Martín de Porres, de los cuales se obtuvo una muestra probabilística con un intervalo de confianza de 95%, para un total de 1304 ingresantes. Resultados: Se realizaron predicciones a través de tres técnicas: regresión lineal, árbol de decisiones y support vector machines, y el mejor resultado de 82.87% se obtuvo utilizando árbol de decisiones. De los diferentes factores, los que más influyeron en el rendimiento académico fueron los siguientes: nota de examen de admisión, género, edad, modalidad de ingreso y distancia desde su casa hasta el centro de estudios. Utilizando minería de datos fue posible realizar predicciones del rendimiento académico de los ingresantes.

Canvia (2019), en su tesis para la obtención del grado de Maestro en Ciencias con mención en Informática titulada “Predicción del rendimiento académico de los estudiantes de la UNSAAC a partir de sus datos de ingreso utilizando algoritmos de aprendizaje automático”. Objetivo general: planteó como objetivo predecir el rendimiento académico de los estudiantes de la Universidad Nacional de San Antonio Abad del Cusco (UNSAAC) en el primer semestre a partir de sus datos del proceso de ingreso o de admisión a la institución aprendizaje automático (*machine learning*), que es una rama de la inteligencia artificial. Metodología, el estudio descriptivo señala el proceso de análisis y desarrollo de un modelo predictivo a través de la metodología CRISP-DM y utilizando WEKA como plataforma de software para el despliegue y comparación del desempeño de los diferentes algoritmos de aprendizaje automático supervisado. El estudio fue planteado como una investigación cuantitativa, del tipo correlacional y no experimental. Población y muestra: la población definida fue 12698 alumnos ingresantes a la UNSAAC por las diferentes modalidades, además se utilizó

como muestra la totalidad de la población. Resultados: como principal resultado, el estudio señala que el rendimiento académico se puede predecir a través de los datos de ingreso o de admisión a la UNSAAC utilizando los algoritmos de aprendizaje automático hasta en un 69 % de efectividad; además identificó factores claves de los datos de ingreso que determinan el rendimiento académico de los estudiantes a partir de los datos de ingreso son diversos, los principales son: la nota de ingreso, la escuela profesional que se estudia, el semestre, el género, y la modalidad de ingreso, esta información fue generada por el análisis estadístico utilizando chi cuadrado y el coeficiente de correlación de Pearson, cumpliéndose con la hipótesis planteada.

Orihuela (2019), en su tesis “Aplicación de Data Science para la Predicción del Rendimiento Académico de los Estudiantes de la Facultad de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional del Centro del Perú”. Objetivo general: el estudio se propuso como objetivo general el predecir el rendimiento académico de los estudiantes de la Facultad de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional del Centro del Perú, el cual se desarrolló mediante los fundamentos de la Data Science y el tratamiento de los factores socioeconómicos y educativos de dichos estudiantes; para tal objetivo se propuso aplicar técnicas de limpieza de datos, exploración y aplicación de modelos de Machine Learning o Aprendizaje Automático, exactamente la utilización de los modelos de aprendizaje supervisado como la Regresión Logística y el Random Forest. Metodología: el trabajo de investigación fue planteado como descriptivo, no experimental, pues no existe manipulación de variables, se definió como población a todos los estudiantes de la Facultad de Ingeniería de Sistemas. Población y muestra: La población para este trabajo está conformada por cada uno de

los estudiantes de la Facultad de Ingeniería de Sistemas, como muestra tomó un total de 2796 de estudiantes que se encuentran estudiando la carrera. Resultados: como principal resultado del estudio se define que sí fue posible generar el modelo en una de sus fases que contiene algunas medidas de validación de resultados, en el cual se maneja el indicador de coeficiente de determinación o R<sup>2</sup>, para el cual en promedio se obtuvo un 80% de precisión de los modelos para los datos de entrenamiento y un 76% para los datos de validación.

## **2.2. Bases teóricas**

### **2.2.1. Minería de datos**

La minería de datos en términos concretos puede ser definida como la extracción de información interesante, considerando la palabra “interesante” como no trivial, implícita, previamente desconocida y potencialmente útil, incluido el análisis relacional y de patrones a partir de los datos en grandes bases de datos.

Existen muchas definiciones sobre dicho concepto, sin embargo, según la definición que otorga Microsoft (2019) considero como la más explícita:

Data mining is the process of discovering actionable information from large sets of data. Data mining uses mathematical analysis to derive patterns and trends that exist in data. Typically, these patterns cannot be discovered by traditional data exploration because the relationships are too complex or because there is too much data. – *La minería de datos es el proceso de descubrir información útil desde enormes estructuras de datos. La minería de datos utiliza el análisis matemático y estadístico para deducir los patrones y tendencias que*

*existen en los datos. Típicamente, estos patrones no se pueden detectar mediante la exploración tradicional de los datos ya que las relaciones son demasiado complejas o porque existe demasiada data* – traducción propia. (Microsoft, 2019)

Su definición resalta entonces que se ocupa del tratamiento de grandes cantidades de datos para generar conocimiento, es decir, información útil para un propósito. Generalmente se utiliza en escenarios donde una extracción de información deba realizarse obligatoriamente de forma automatizada, pues resulta impracticable realizarla de manera manual. A la minería de datos se le conoce también como “extracción de conocimiento en bases de datos”, “análisis de patrones y datos”, “machine learning”, “data mining” y otros.

Para su desarrollo se utilizan técnicas estadísticas y de inteligencia artificial (algoritmos) para descubrir patrones e irregularidades en los grandes volúmenes de datos. Camborda (2014) realiza un resumen de sus principales características:

Para terminar con la definición de la minería de datos, podemos enumerar también algunos de sus usos:

Descubre hechos y relaciones de datos.

Se necesita poca intervención humana.

Encuentra patrones.

Determina y establece reglas.

Almacena y reutiliza reglas.

Presenta información a los usuarios.

Puede llevar muchas horas.

El usuario final debe ser capaz de analizar resultados (p. 13).

Su aparición se encuentra muy relacionada al concepto de dinámica y modelamiento de sistemas, que considero indispensable para continuar con la descripción de lo que es data mining.

### ***2.2.1.1. Dinámica y Modelamiento de Sistemas***

La Dinámica de Sistemas fue desarrollada en los años cincuenta en el MIT (Massachusetts Institute of Technology) por el ingeniero Jay Wright Forrester, quien en sus tres obras más trascendentes: “Industrial Dynamics” la cual estudia diversos sistemas comerciales y de gestión como el control de inventarios, la logística y la toma de decisiones; “Urban Dynamics” en el que estudia los problemas de las sociedad urbana, como el hacinamiento y el deterioro de las ciudades; y “World Dynamics” analiza problemas como el crecimiento demográfico y la contaminación a escala global.

Según el enfoque de la Teoría General de Sistemas, para abordar un problema complejo, entender su comportamiento y estimar como cambiará en el futuro, es necesario analizar las partes que lo componen y determinar las relaciones que existen entre ellos. Para llevar a cabo este proceso de abstracción existe una metodología llamada Dinámica de Sistemas, a partir de la cual se obtiene un modelo que representa la realidad del problema y permite analizar su estructura y comportamiento.

Existen muchas definiciones al respecto, sin embargo, la del autor Santa Catalina (2010):

La Dinámica de Sistemas es una metodología para el estudio y manejo de sistemas de realimentación complejos. Una de las características de esta disciplina es el uso del computador para realizar

sus simulaciones, lo que ofrece la posibilidad de estudiar el comportamiento y las consecuencias de las múltiples interacciones de los elementos de un sistema a través del tiempo. Esto la hace muy útil para el estudio de fenómenos sociales ya que en ellos están implicados una gran cantidad de elementos e interrelaciones en los que la presencia de no linealidades determina el comportamiento y dificultan una solución analítica. Además, los efectos de las políticas y acciones ejercidas sobre estos sistemas se manifiestan en horizontes temporales diferentes y dilatados. Este hecho dificulta la construcción de laboratorios de experimentación donde se puedan probar diferentes políticas y observar sus consecuencias sobre el sistema. Por tanto, los modelos de simulación dinámica permiten estudiar cómo las políticas, decisiones, estructura y retrasos influyen en el crecimiento y la estabilidad de un sistema. Actualmente su ámbito de aplicación abarca la planificación y diseño de políticas corporativas, la gestión y las políticas públicas, los modelos biológicos y médicos, el área de la energía y el medio ambiente, el desarrollo de la teoría en ciencias naturales y sociales, la toma de decisiones y la dinámica no lineal compleja. (p. 56)

El gran aporte Forrester consistió en transferir el conocimiento de la teoría de control y realimentación de la Ingeniería a otras áreas como la organización y las ciencias sociales, proponiendo una sencilla metáfora hidrodinámica para la representación de un sistema, abstrayendo ecuaciones diferenciales que definen un sistema no lineal. Es decir, la Dinámica de Sistemas representa matemáticamente

nuestros modelos mentales. Las principales aplicaciones de software para la Dinámica de Sistemas existentes en la actualidad son los que simulan el correspondiente modelo matemático por medio de métodos numéricos computacionales facilitando el análisis de su comportamiento e incertidumbre a través de una interfaz gráfica.

En Dinámica de Sistemas, la simulación permite obtener trayectorias para las variables incluidas en cualquier modelo mediante la aplicación de técnicas de integración numérica. Sin embargo, estas trayectorias nunca se interpretan como predicciones, sino como proyecciones o tendencias, a través de la elaboración de un modelo.

Un modelo es una abstracción de la realidad que captura la esencia fundamental del sistema, con el detalle suficiente como para que pueda utilizarse en la investigación y experimentación en lugar del sistema real, con menos riesgo, tiempo y coste.

Debido a que prácticamente toda organización puede considerarse que funciona como un sistema, algunos incluso como subsistemas de otros más grandes y éstos a su vez parte de otros mayores, la aplicación de la dinámica de sistema trae muchas aplicaciones interesantes como herramientas de apoyo a toma de decisiones. Existen dos cualidades que poseen los sistemas: su estructura y su comportamiento.

Conforme expresa Osorio Calderón (2010): “La ventaja de la Dinámica de Sistemas consiste en que estas acciones pueden ser simuladas a bajo coste, con lo que es posible valorar sus resultados sin necesidad de ponerlas en práctica sobre el sistema real” (p. 46).

Conforme lo define Rivera Castellanos (2010) existen tres formas de poder escribir un modelo para que sea comprendido por alguien más:

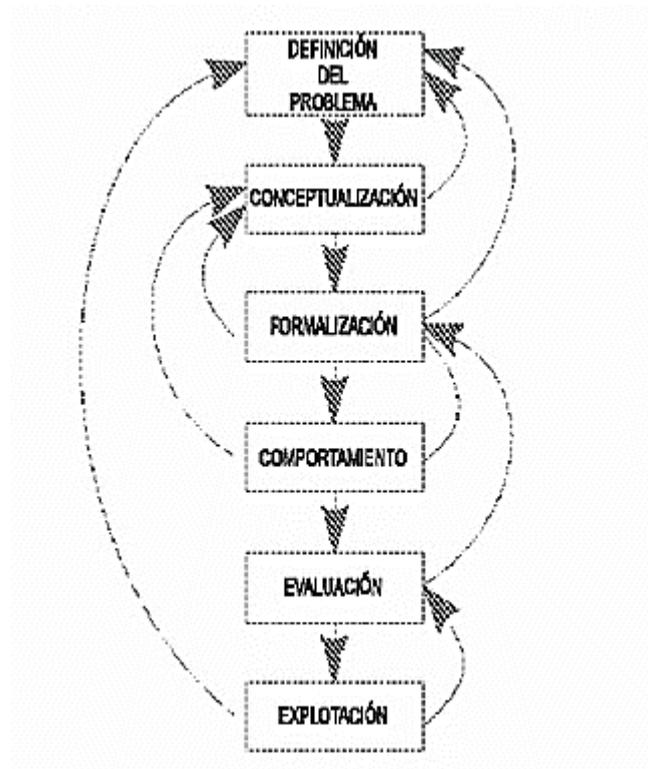
Un modelo verbal se describe mediante palabras que hagan alusión a los componentes y al funcionamiento de un modelo dado. Es la forma más común de explicar un modelo, ya que no necesita ningún otro lenguaje especial para entenderlo.

Un modelo matemático, utiliza las matemáticas como herramienta para explicar un fenómeno, sus partes y predecir su comportamiento. Por lo tanto, los modelos matemáticos son utilizados para explicar formalmente un modelo.

Un modelo grafico es aquel que explica el comportamiento de un fenómeno mediante diagramas, utilizando en parte descripciones verbales y matemáticas. De esta forma con un modelo grafico se puede crear un nexo entre el autor y su audiencia, así como entre los modelos matemáticos y verbales. (p. 5)

La metodología de la Dinámica de Sistemas difiere de otras técnicas de modelado. En un modelo sistémico la estructura del mismo no está predeterminada por un tipo de modelo matemático previo, sino que la establece un analista dialogando con un experto. Esto le da al modelo un componente heurístico que hace que el modelo se base en el modelo mental que posee el experto sobre el problema. El modelo resultante, aunque al final se traduce en un conjunto de ecuaciones matemáticas, tiene su origen en un punto de vista, con toda la subjetividad que ello implica.

Para la construcción de un modelo se puede tomar la secuencia o fases del proceso de modelamiento a través de la dinámica de sistemas conforme lo publicado en la web especializada Webby, definidas conforme la siguiente figura:



*Fuente:* (WEEBLY, 2016)

*Figura 1.* Fases del procedimiento de modelado.

Dichas fases son definidas por (WEEBLY, 2016) como:

Definición del problema. En esta primera fase se trata de definir claramente el problema y de establecer si es adecuado para ser descrito con los útiles sistémicos que hemos desarrollado. Para ello el problema debe ser susceptible de ser analizado en elementos cuya variación a lo largo del tiempo queremos estudiar.

Conceptualización del sistema. En esta segunda fase se trata de acometer dicho estudio, definiendo los distintos elementos que

integran la descripción, así como las influencias que se producen entre ellos. El resultado de esta fase es el establecimiento del diagrama de influencias del sistema.

**Formalización.** En esta fase se pretende convertir el diagrama de influencias, alcanzado en el anterior, en el de Forrester. A partir de este diagrama se pueden escribir las ecuaciones del modelo (algunos entornos informáticos permiten hacerlo directamente). Al final de la fase se dispone de un modelo del sistema programado en un computador.

**Comportamiento del modelo.** En esta fase se somete el modelo a una serie de ensayos y análisis para evaluar su validez y calidad. Estos análisis son muy variados y comprenden desde la comprobación de la consistencia lógica de las hipótesis que incorpora hasta el estudio del ajuste entre las trayectorias generadas por el modelo y las registradas en la realidad, Así mismo, se incluyen análisis de sensibilidad que permiten determinar la sensibilidad del modelo, y por tanto, de las conclusiones que se extraigan de él, con relación a los valores numéricos de los parámetros que incorpora o las hipótesis estructurales.

**Explotación del modelo.** En esta última fase el modelo se emplea para analizar políticas alternativas que pueden aplicarse al sistema que se está estudiando. Estas políticas alternativas se definen normalmente mediante escenarios que representan las situaciones a las que debe enfrentarse el usuario del modelo. (p. 2)

En la actualidad se cuenta en el mercado con diversas herramientas de software para la programación o elaboración de modelos de simulación, de las cuales el autor Osorio Calderón (2010) menciona:

**3.3.1 Professional DYNAMO.** Es el más clásico de los lenguajes. No presenta posibilidades de modelado mediante iconos, pero sin embargo permite tratar ecuaciones de gran dimensión. La mayor parte de los modelos que se encuentran en los libros clásicos de la dinámica de sistemas están escritos en este lenguaje.

**3.3.2 STELLA y i-think.** Son entornos informáticos de amplia capacidad interactiva que permiten construir modelos empleando procedimientos gráficos, mediante iconos. Ambos poseen una estructura similar, pero mientras el primero se encuentra más orientado hacia usos académicos el segundo lo hace hacia aplicaciones profesionales. Ambos permiten construir los diagramas de Forrester en la pantalla del computador, de modo que al establecer su estructura se generan las ecuaciones. Se pueden agrupar elementos en sus modelos, y posee un zoom que permite desenvolverse con modelos complejos.

**3.3.3 PowerSim.** Entorno de características análogas a los anteriores (mientras aquellos son americanos, este es europeo —en concreto noruego). Permite desarrollar varios modelos simultáneamente, e interconectarlos posteriormente entre sí.

**3.3.4 VenSim.** Con respecto a las anteriores presenta algunas ventajas con relación a la organización de datos y a posibilidades de optimización. Se trata de un lenguaje muy potente para el desarrollo de

modelos que pueden emplearse tanto en entornos PC como en Unix. Permite documentar automáticamente el modelo según se va construyendo, y crea árboles que permiten seguir las relaciones de causa efecto a lo largo del modelo. Está dotado de instrumentos para realizar análisis estadísticos.

**3.3.5 Mosaikk-SimTek.** Mosaikk es una herramienta muy sofisticada para PC, que conecta directamente al SimTek, que es un lenguaje de modelado tipo DYNAMO que posee una gran versatilidad. (págs. 46-47)

#### ***2.2.1.2. Proceso de la Minería de datos***

Al igual que para su definición, para determinar los pasos o proceso de data mining se tienen diversas aproximaciones, para la presente tesis tomaré los pasos recopilados por Camborda (2014):

**1. Selección del conjunto de datos,** tanto en lo que se refiere a las variables objetivo (aquellas que se quiere predecir, calcular o inferir), como a las variables independientes (las que sirven para hacer el cálculo o proceso), como posiblemente al muestreo de los registros disponibles.

**2. Análisis de las propiedades de los datos,** en especial los histogramas, diagramas de dispersión, presencia de valores atípicos y ausencia de datos (valores nulos).

**3. Transformación del conjunto de datos de entrada,** se realizará de diversas formas en función del análisis previo, con el

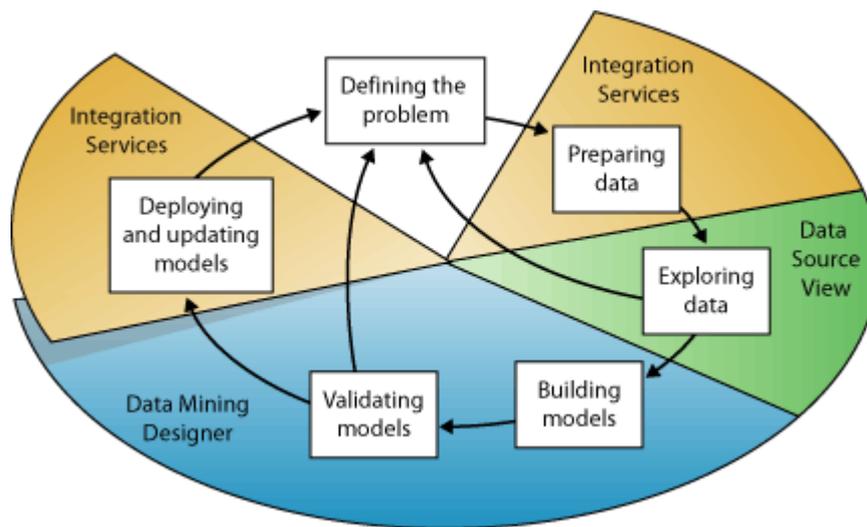
objetivo de prepararlo para aplicar la técnica de minería de datos que mejor se adapte a los datos y al problema, a este paso también se le conoce como pre procesamiento de los datos.

**4. Seleccionar y aplicar la técnica de minería de datos**, se construye el modelo predictivo, de clasificación o segmentación.

**5. Extracción de conocimiento**, mediante una técnica de minería de datos, se obtiene un modelo de conocimiento, que representa patrones de comportamiento observados en los valores de las variables del problema o relaciones de asociación entre dichas variables. También pueden usarse varias técnicas a la vez para generar distintos modelos, aunque generalmente cada técnica obliga a un pre procesamiento diferente de los datos.

**6. Interpretación y evaluación de datos**, una vez obtenido el modelo, se debe proceder a su validación comprobando que las conclusiones que arroja son válidas y suficientemente satisfactorias. En el caso de haber obtenido varios modelos mediante el uso de distintas técnicas, se deben comparar los modelos en busca de aquel que se ajuste mejor al problema. Si ninguno de los modelos alcanza los resultados esperados, debe alterarse alguno de los pasos anteriores para generar nuevos modelos. (págs. 14-15)

Sin embargo, a manera de ahondar un poco en otras aproximaciones, describiré también el criterio tomado por Microsoft (2019), el cual se resume en la siguiente figura:



Fuente: (Microsoft, 2019)

*Figura 2.* Proceso del Data Mining según Microsoft.

Según la aproximación de Microsoft, el Data Mining utiliza seis pasos que resultan ser cíclicos y son Defining the Problem, Preparing Data, Exploring Data, Building Models, Exploring and Validating Models, Deploying and Updating Models traducidos como:

- Definición del problema.
- Preparación de los datos.
- Exploración (análisis) de datos.
- Construcción de modelos.
- Exploración (análisis) y validación de modelos.
- Implementación y actualización de los modelos.

### ***2.2.1.3. Técnicas de minería de datos***

Las técnicas de la minería de datos, son pasos estructurados en el tiempo y provienen del desarrollo de un cruce entre los elementos de inteligencia artificial y de estadística, se trata de algoritmos sofisticados que, aplicados sobre una estructura de datos permiten para obtener unos resultados. Las técnicas más representativas son según la agrupación realizada por Camborda (2014):

**Redes neuronales.** - Son un paradigma de aprendizaje y procesamiento automático inspirado en la forma en que funciona el sistema nervioso de los animales. Se trata de un sistema de interconexión de neuronas en una red que colabora para producir un estímulo de salida. Algunos ejemplos de red neuronal son: el perceptrón y perceptrón multicapa.

**Regresión lineal.** - Es la más utilizada para formar relaciones entre datos. Rápida y eficaz pero insuficiente en espacios multidimensionales donde puedan relacionarse más de 2 variables.

**Árboles de decisión.** - Un árbol de decisión es un modelo de predicción utilizado en el ámbito de la inteligencia artificial, dada una base de datos se construyen estos diagramas de construcciones lógicas, muy similares a los sistemas de predicción basados en reglas, que sirven para representar y categorizar una serie de condiciones que suceden de forma sucesiva, para la resolución de un problema. Ejemplos: Algoritmo ID3, Algoritmo C4.5, Chaid, C&RT.

**Modelos estadísticos.** - Es una expresión simbólica en forma de igualdad o ecuación que se emplea en todos los diseños experimentales y en la regresión para indicar los diferentes factores que modifican la variable de respuesta.

**Agrupamiento o Clustering.** - Es un procedimiento de agrupación de una serie de vectores según criterios habitualmente de distancia; se tratará de disponer los vectores de entrada de forma que estén más cercanos aquellos que tengan características comunes.

Ejemplos: Algoritmo K-means, o Algoritmo K-medoids.

**Reglas de asociación.** - Se utilizan para descubrir hechos que ocurren en común dentro de un determinado conjunto de datos. (págs. 16-17)

#### ***2.2.1.4. Técnica de Árboles de decisión.***

Es una de las técnicas más populares conforme describen Kumar, Baharadwaj, & Pal: “Árboles de decisión es uno de los algoritmos más utilizados en los métodos de aprendizaje supervisado para la exploración de data basada en la técnica divide y vencerás” (p. 13). Esta técnica fue desarrollada por Morgan y Sonquist en el año 1963, es una técnica para el aprendizaje de modelos comprensibles de decisión elaborados a partir de una muestra de datos disponible.

Es decir, esta técnica construye un “modelo” o “representación” de la regularidad existente en los datos. El término “comprensible” hace referencia al hecho de que estos modelos pueden ser expresados de una manera simbólica, en forma de un conjunto de condiciones o reglas escritas en forma verbal (a diferencia de otros

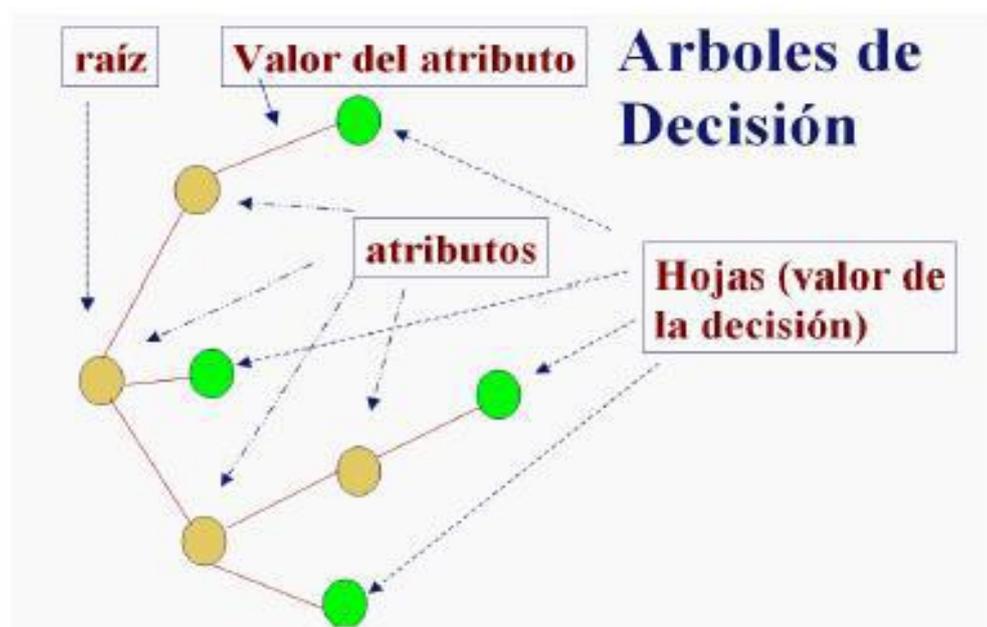
métodos, como las redes neuronales) por tanto, pueden tener como resultado modelos inteligibles para los seres humanos y también para sistemas semiautomáticos que procesen reglas.

Un árbol de decisión es un modelo de predicción utilizado en el ámbito de la inteligencia artificial. Dada una base de datos se construyen diagramas de construcciones lógicas, muy similares a los sistemas de predicción basados en reglas, que sirven para representar y categorizar una serie de condiciones que ocurren de forma sucesiva, para la resolución de un problema.

Un árbol de decisión tiene unas entradas las cuales pueden ser un objeto o una situación descrita por medio de un conjunto de atributos y a partir de esto devuelve una respuesta la cual en últimas es una decisión que es tomada a partir de las entradas. Los valores que pueden tomar las entradas y las salidas pueden ser valores discretos o continuos. Se utilizan más los valores discretos por simplicidad, cuando se utilizan valores discretos en las funciones de una aplicación se denomina clasificación y cuando se utilizan los continuos se denomina regresión.

Un árbol de decisión lleva a cabo un test a medida que este se recorre hacia las hojas para alcanzar así una decisión. El árbol de decisión suele contener nodos internos, nodos de probabilidad, nodos hojas y arcos. Un nodo interno contiene un test sobre algún valor de una de las propiedades. Un nodo de probabilidad indica que debe ocurrir un evento aleatorio de acuerdo a la naturaleza del problema, este tipo de nodos es redondo, los demás son cuadrados. Un nodo hoja representa el valor que devolverá el árbol de decisión y finalmente las ramas brindan los posibles caminos que se tienen de acuerdo a la decisión tomada.

En el diseño de aplicaciones informáticas, un árbol de decisión indica las acciones a realizar en función del valor de una o varias variables. Es una representación en forma de árbol cuyas ramas se bifurcan en función de los valores tomados por las variables y que terminan en una acción concreta. Se suele utilizar cuando el número de condiciones no es muy grande (en tal caso, es mejor utilizar una tabla de decisión).



*Fuente:* (Camborda, 2014, p. 19)

*Figura 3.* Características de un Árbol de Decisión

Como característica principal de los árboles de decisión se tiene que cada nodo corresponde a un atributo y cada rama al valor posible de ese atributo y una hoja del árbol especifica el valor esperado de la decisión. La explicación de una determinada decisión viene dada por la trayectoria desde la raíz a la hoja de una decisión.

### ***2.2.1.5. El software Weka***

Para Córdoba, L. (2011) “es una herramienta de tipo software para el aprendizaje automático y minería de datos diseñado a base de Java y desarrollado en la universidad de Waikato en Nueva Zelanda en el año 1993, esta herramienta por su nombre en inglés (Waikato Environment for Knowledge Analysis) además es una herramienta de distribución de licencia GNU-GLP o software libre”. WEKA contiene una colección de algoritmos para realizar análisis de datos y modelado predictivo, también tiene herramientas para la visualización de estos datos, además provee una interfaz gráfica que unifica las herramientas para que estén a una mejor disposición.

Sus características más importantes son, según agrupa Canvia (2019):

Es una herramienta muy versátil que soporta muchas tareas estándar de la minería de datos en especial tareas de procesamiento de datos, regresión, clasificación, clustering entre otras, así mismo permite la visualización y la selección de los datos. Todas las técnicas en WEKA están basadas en la función de datos que están disponibles en un fichero plano o una relación, en donde cada registro de datos está descrito por un número fijo de atributos nominales o numéricos. Permite el acceso a otras instancias de bases de datos por medio de SQL, gracias al JDBC, además puede procesar un resultado generado a base de una consulta hecha a una base de datos. (págs. 41-42)



Fuente: Elaboración propia

*Figura 4.* Interface inicial del software Weka

## **2.2.2. Escuela de Posgrado de la Universidad Nacional José Faustino Sánchez Carrión**

### ***2.2.2.1. Organización y funciones***

La Universidad Nacional José Faustino Sánchez Carrión fue creada oficialmente en diciembre de 1968 mediante el Decreto Ley N° 17358 dado por el Gobierno Revolucionario de las Fuerzas Armadas del Perú, mediante el cual, la filial huachana de la Universidad nacional del Centro del Perú se independiza y empieza a funcionar con el nombre actual, iniciando sus funciones bajo la autoridad de su primer rector, el Ing. Luis Felipe Ricci Bohórquez. Actualmente cuenta con 13 Facultades en la que se imparten 37 carreras profesionales además de la Escuela de Posgrado en la que se forman maestros y doctores. (UNJFSC, 2018)

Conforme el estatuto de la UNJFSC (2018), la escuela de posgrado es definida como:

La Unidad de Posgrado es la organización académica - administrativa encargada de integrar las actividades de posgrado de la Facultad y, gestiona los estudios o programas de formación continua que conducen a títulos de segunda especialización, diplomados y cursos que conlleven a certificaciones con nota aprobatoria.

(p. 23)

Tiene su sede principal, en la que funcionan sus oficinas administrativas y aulas para el desarrollo de clases en el campus universitario de la UNJFSC en el pabellón “Manuel Angel Mendoza Cruz”.



UNIVERSIDAD NACIONAL  
JOSÉ FAUSTINO SÁNCHEZ CARRIÓN



## ESCUELA DE POSGRADO

Fuente: (UNJFSC, 2018)

*Figura 5.* Instalaciones de la Escuela de Posgrado en el campus de la UNJFSC.

Conforme el estatuto de la UNJFSC, la escuela de Posgrado se encuentra bajo la autoridad de un Director de Escuela, apoyado por la Secretaría Académica, Secretaría Administrativa y la Unidad de Idiomas las cuales tienen entre sus funciones conforme se expone en el Reglamento de Organización y Funciones (UNJFSC, 2016):

### **Secretaría Académica**

**Artículo 175°.** - Naturaleza y funciones Es la encargada de apoyar al Director de la Escuela en los asuntos académicos de acuerdo al reglamento correspondiente.

Sus funciones son:

1. Supervisar la labor de los docentes de la Escuela de Posgrado.
2. Efectuar la propuesta de los docentes especialistas para el desarrollo de las asignaturas de los programas de maestría y doctorado, en coordinación con las Unidades de Posgrado de las Facultades.
3. Organizar y mantener actualizado los registros de los Grados Académicos de Maestro y Doctor.
4. Emitir constancias Académicas refrendadas por el Director de la Escuela, de acuerdo a la competencia asignada.
5. Formular el Proyecto de Desarrollo Académico de la Escuela de Posgrado.
6. Recepcionar las propuestas de los Directores de las Unidades de Posgrado de las Facultades respecto a la carga lectiva por semestres académicos, las cuales deberán ser de conocimiento oportuno del Director de la Escuela de Posgrado.

7. Coordinar con la Unidad de Grados y Títulos de la Universidad las acciones que corresponden acorde a sus funciones.
8. Coordinar con la Unidad de Biblioteca las acciones que corresponden acorde a sus funciones
9. Coordinar con la Unidad de Registros y Asuntos Académicos las acciones que corresponden a sus funciones.
10. Elaborar y presentar al Director de la Escuela de Posgrado la memoria anual.
11. Asistir a las sesiones de Directorio.

### **Secretaría Administrativa**

#### **Artículo 176°.** - Naturaleza y funciones

Es la encargada de apoyar al Director de la Escuela de Posgrado en los asuntos administrativos de acuerdo al Reglamento correspondiente.

Sus funciones son:

1. Asistir a las sesiones ordinarias y extraordinarias del Directorio de la Escuela de Posgrado.
2. Elaborar la memoria anual y presentarla al Director de la Escuela.

3. Llevar los registros actualizados de los estudiantes de las diferentes Maestrías y Doctorados.
4. Fedatear la documentación correspondiente de la Escuela de Posgrado.
5. Elaborar el horario y control de asistencia de los alumnos de la Escuela de Posgrado.
6. Elaborar el presupuesto e informe de ingresos y egresos de la Escuela de Posgrado.
7. Coordinar con el centro de cómputo las acciones que corresponden a la realización de sus actividades regulares.
8. Llevar y mantener al día el Libro de Actas de sesiones del Directorio de la Escuela de Posgrado.
9. Citar a las sesiones ordinarias y extraordinarias del Directorio, transcribir los acuerdos y efectuar la difusión de los mismos.
10. Coordinar con el Jefe del Centro de Idiomas de la Escuela de Posgrado las acciones que se desprenden de la realización de sus labores regulares.
11. Coordinar con la Unidad de Biblioteca las acciones que corresponden acorde a sus funciones.
12. Coordinar con la Unidad de Registros y Asuntos Académicos las acciones que corresponden acorde a sus funciones.
13. Emitir Constancias refrendadas por el Director de la Escuela de Posgrado.

14. Llevar un registro actualizado de los Docentes acreditados por especialidad.

15. Otras que le asigne el Directorio de la Escuela de Posgrado mediante Resolución. (UNJFSC, 2016, págs. 74-75)

#### ***2.2.2.2. Datos estadísticos de población estudiantil***

Conforme los datos de población obtenidos desde la página web de la Superintendencia Nacional de Educación Superior Universitaria (SUNEDU), la cual mantiene datos oficiales consolidados en su sistema y se muestran en su totalidad en la sección anexos del presente trabajo obtenidas desde SUNEDU (2019).

La base de datos de la SUNEDU muestra la cantidad total de la población de postulantes, ingresados, estudiantes matriculados y egresados por año y por programa (maestría o doctorado) entre los años 2014 y 2017, pues a la fecha de elaboración del presente trabajo no se cuenta con datos del año 2018.

#### **2.2.3. Rendimiento académico**

El Ministerio de Educación (2009) en el Perú define el rendimiento académico como “el grado de desarrollo de las capacidades, conocimientos y actitudes. Se representa mediante calificativos literales que dan cuenta de modo descriptivo, de lo que sabe hacer y evidencia el estudiante” (p. 309), por ello es entonces claro que la definición en nuestro país está referida a los logros de aprendizaje, al cual se le otorga un calificativo, el cual expresa la situación académica del estudiante.

Según Himmel citado por Chávez (2006), “es el nivel de lograr propósitos ya preestablecidos en un programa de estudios especiales y sean de nivel básico o superior.” (p. 37).

Entonces, para la presente investigación se tendrá el rendimiento académico como el producto final del proceso completo del aprendizaje, ello debido a que, es al final de dicho proceso el momento en que se puede evaluar a los estudiantes y medir el rendimiento académico individual en las diferentes áreas.

Es por ello que es fácil considerar lo que apunta Yarlequé Wong (2019):

En el rendimiento académico intervienen factores como el nivel intelectual, la personalidad, la motivación, las aptitudes, los intereses, los hábitos de estudio, la autoestima o la relación profesor-alumno; cuando se produce un desfase entre el rendimiento académico y el rendimiento que se espera del alumno, se habla de rendimiento discrepante; un rendimiento académico insatisfactorio es aquel que se sitúa por debajo del rendimiento esperado. En ocasiones puede estar relacionado con los métodos didácticos (p. 33).

Según disposiciones del Ministerio de Educación (2016), conforme se consigna en el Currículo Nacional de la Educación Básica el rendimiento académico es medido a través de competencias, capacidades, estándares de aprendizaje y desempeño que los estudiantes logran al egresar y que forman parte de su perfil.

Conforme concreta Colonio García (2017) sobre el rendimiento:

Como se puede observar, el rendimiento académico es un indicador del aprendizaje logrado por el estudiante, por ello el sistema educativo lo toma como referencia de la calidad educativa, sin embargo, se conoce que en el rendimiento académico intervienen diversos

factores, y se parte del supuesto que el estudiante es el responsable de su rendimiento. (p. 47)

**Las competencias:** se definen como la facultad de la persona de combinar un conjunto de capacidades a fin de lograr un propósito específico en una situación determinada, actuando de manera pertinente y con sentido ético.

Ser competente supone comprender la situación que se debe afrontar y evaluar las posibilidades que se tiene para resolverla. Esto significa identificar los conocimientos y habilidades que uno posee o que están disponibles en el entorno, analizar las combinaciones más pertinentes a la situación y al propósito, para luego tomar decisiones; y ejecutar o poner en acción la combinación seleccionada (Ministerio de Educación, 2016, p. 21).

**Las capacidades:** pueden definirse como recursos para actuar de manera competente. Estos recursos son los conocimientos, habilidades y actitudes que los estudiantes utilizan para afrontar una situación determinada. Estas capacidades suponen operaciones menores implicadas en las competencias, que son operaciones más complejas.

**Estándares de aprendizaje:** Son descripciones del desarrollo de la competencia en niveles de creciente complejidad, desde el inicio hasta el fin de la Educación Básica, y conforme refiere el mismo Ministerio de Educación se da siguiendo la “secuencia que sigue la mayoría de estudiantes que progresan en una competencia determinada. Estas descripciones son holísticas porque hacen referencia de manera articulada a las capacidades que se ponen en acción al resolver o enfrentar situaciones auténticas.” (Yarlequé Wong, 2019, p. 35).

**Desempeño:** es considerado como la descripción que hacen los estudiantes respecto a los niveles de desarrollo de las competencias (estándares de aprendizaje). “Son observables en una diversidad de situaciones o contextos. No tienen carácter exhaustivo, más bien ilustran algunas actuaciones que los estudiantes demuestran cuando están en proceso de alcanzar el nivel esperado de la competencia o cuando han logrado este nivel” (Yarlequé Wong, 2019, p. 36). Y según detalla el mismo Ministerio de Educación (2016):

Los desempeños se presentan en los programas curriculares de los niveles o modalidades, por edades (en el nivel inicial) o grados (en las otras modalidades y niveles de la Educación Básica), para ayudar a los docentes en la planificación y evaluación, reconociendo que dentro de un grupo de estudiantes hay una diversidad de niveles de desempeño, que pueden estar por encima o por debajo del estándar, lo cual le otorga flexibilidad. (p. 26)

### **2.3. Definiciones conceptuales**

**Sistema:** Es definido como un objeto o entidad compleja compuesto de partes o componentes que se interrelacionan unos con otros para lograr un objetivo conjunto.

**Modelamiento:** es una técnica de Dinámica de sistemas, la cual permite la representación de la organización y funcionamiento de un sistema.

**Modelo:** Es la representación de un sistema funcional, el cual permite simular el resultado de acuerdo al valor de las variables definidas para el mismo.

**Minería de datos:** es el proceso de búsqueda en grandes bases de datos para encontrar información útil que sirva para la toma de decisiones.

Weka: es un programa informático (software) diseñado a base de Java y desarrollado en la universidad de Waikato en Nueva Zelanda en el año 1993, esta herramienta por su nombre en inglés (Waikato Environment for Knowledge Analysis) además es una herramienta de distribución de licencia GNU-GLP o software libre.

Árboles de decisión: Un árbol de decisión es un modelo de predicción utilizado en el ámbito de la inteligencia artificial, dada una base de datos se construyen estos diagramas de construcciones lógicas, muy similares a los sistemas de predicción basados en reglas, que sirven para representar y categorizar una serie de condiciones que suceden de forma sucesiva, para la resolución de un problema.

Exactitud: Se calcula dividiendo el número total de registros correctamente clasificados por el número total de registros incorrectos o de referencia y expresándolo como porcentaje.

Medida de concordancia: Error de medida en la variabilidad, consecuentemente un objetivo de los estudios de fiabilidad consiste en estimar el grado de dicha variabilidad y se utiliza el índice kappa que está relacionada con las distribuciones marginales siguientes:

Valoración del Índice Kappa	
Valor de k	Fuerza de la concordancia
< 0.20	Pobre
0.21 – 0.40	Débil
0.41 – 0.60	Moderada
0.61 – 0.80	Buena
0.81 – 1.00	Muy buena

Fuente: (Camborda, 2014)

*Figura 6.* Valoración del índice Kappa

**Predicción:** A partir de un conjunto de datos históricos con resultado conocido, se pretende modelizar estos datos para poder saber resultados futuros. Es necesario que el entorno de los datos históricos no sea significativamente diferente del entorno del futuro periodo en que se pretende predecir. Un modelo predictivo tiene diversas variables de entrada que han sido seleccionadas por su alta correlación con el resultado histórico, y la salida es el resultado en sí. Algunos ejemplos de técnicas que sirven para crear modelos predictivos son: inducción de reglas, redes neuronales y regresión.

**Rendimiento académico:** es una medida de las capacidades del alumno, que expresa lo que éste ha aprendido a lo largo del proceso formativo. También supone la capacidad del alumno para responder a los estímulos educativos. En este sentido, el rendimiento académico está vinculado a la aptitud.

## **2.4. Formulación de hipótesis**

### **2.4.1. Hipótesis general**

Es posible aplicar la metodología de minería de datos denominada “árboles de decisión” para crear un modelo de predicción del comportamiento del rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC.

### **2.4.2. Hipótesis específicas**

Sí es posible determinar los factores que permiten predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC.

La exactitud de la técnica de árboles de decisión para predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC es muy buena.

La medida de concordancia de la técnica de árboles de decisión para predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC es muy buena.

## **Capítulo 3**

### **METODOLOGÍA**

#### **3.1. Diseño metodológico**

##### **3.1.1. Tipo**

Por su finalidad y teniendo en cuenta el grado de abstracción, esta investigación es de tipo aplicada, busca aplicar una teoría ya conocida como la minería de datos y una técnica ya desarrollada como la de árboles de decisión para resolver un problema específico de la realidad el cual es conocer si es posible predecir el rendimiento académico de los estudiantes de los programas de educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC.

##### **3.1.2. Nivel de investigación**

La presente es una investigación correlacional, pues busca el analizar si es factible relacionar la aplicación de la técnica de árbol de decisión de minería de datos con el rendimiento académico, ello a través de analizar la información que se obtenga de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC y elaborar luego un modelo predictivo que permita predecir su rendimiento académico.

### **3.1.3. Diseño**

La investigación planteada es de diseño no experimental, pues se realiza sin manipular deliberadamente las variables de estudio, pues se realiza el estudio con la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC. Además, es un estudio de corte transversal, pues el instrumento de medición (cuestionario) es aplicado en una sola oportunidad

### **3.1.4. Enfoque**

La presente tesis utiliza el enfoque cuantitativo, pues se toma como principal dato el promedio ponderado de los alumnos de la muestra para estimar el rendimiento académico.

## **3.2. Población y Muestra**

### **3.2.1. Población:**

La población es la totalidad de alumnos 237 de los programas de maestría del sector educación matriculados en el ciclo académico 2019-II, las cuales son: “DOCENCIA SUPERIOR E INVESTIGACIÓN UNIVERSITARIA, GERENCIA DE LA EDUCACIÓN y CIENCIAS DE LA GESTIÓN EDUCATIVA CON MENCIÓN EN PEDAGOGÍA”.

### **3.2.2. Muestra:**

Tomando en cuenta lo establecido por Hernández, Fernández, & Baptista (2014), quienes definieron el muestreo no probabilístico como “subconjunto de la población en la que la elección de los elementos no depende de la probabilidad, sino de las características del estudio” (2014, p. 176), se utilizó un muestreo poblacional

no probabilístico, es decir, con la totalidad de casos de la población, ello es posible debido a que se cuenta con la totalidad de datos de la base de datos de Registros académicos de Post Grado en relación a dichos programas de maestría y acceso para aplicar la encuesta correspondiente.

### 3.3. Operacionalización de Variables

VARIABLES	DEFINICIÓN CONCEPTUAL	DEFINICIÓN OPERACIONAL	DIMENSIONES	INDICADORES
<b>Variable X:</b> Rendimiento académico.	Grado de desarrollo de las capacidades, conocimientos y actitudes. Se representa mediante calificativos literales que dan cuenta de modo descriptivo, de lo que sabe hacer y evidencia el estudiante” (Ministerio de Educación, 2009, p. 309)	Grado en que las situaciones personal definen y afectan el promedio ponderado del maestría de la EAP de Posgrado.	Nota de promedio ponderado	Datos de la Oficina de Registros académicos
			Identificación	Ver Cuestionario en anexos
			Académicas	
			Actitudinales	
			Institucionales	
<b>Variable Y:</b> Técnicas de árbol de decisión	Es una de las técnicas más populares de minería de datos, basada en un algoritmo de los métodos de aprendizaje supervisado para la exploración de data basada en la técnica divide y vencerás. (Data Mining Applications: A comparative Study for Predicting Student’s performance, p. 13)	Aplicación de la técnica de minería de datos para predecir el rendimiento académico de los estudiantes de la EAP de Posgrado	Aplicación de la técnica a través de un modelo de simulación	Modelo de simulación mediante la técnica de árbol de decisión

### **3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos**

#### **3.4.1. Técnicas a emplear**

Para el presente trabajo de investigación se utilizó la técnica de revisión bibliográfica y de análisis documental pues con el fin de obtener datos y técnicas fundamentales para analizar el problema de investigación para este trabajo en estudio se revisará las fuentes escritas (textos en internet, tesis, revista, etc.) así como los récords académicos del alumnado.

También se utilizará la técnica de la encuesta, pues el instrumento de medición para obtener los factores para el modelo de predicción a desarrollar se realizará a través de un cuestionario.

#### **3.4.2. Descripción de los instrumentos**

La captura de información se realizó a través de la aplicación de un cuestionario para la recolección de datos, demográficos, académicos, actitudinales e institucionales, dicho cuestionario fue el utilizado en la investigación del autor Camborda (2014), adaptado a las características de la población de estudio y validado a través del sistema de juicio de expertos.

El cuestionario consta de 26 ítems el cual explora: variables de identificación, académicas, actitudinales e institucionales que utilizó en su investigación sobre las cuales halló significancia para la predicción del rendimiento académico.

Posteriormente, se dio valor a las respuestas obtenidas a fin de alimentar una base de con datos numéricos, por lo que el valor que se otorgó corresponde de 1 a 5 según el lugar de la alternativa ofrecida en el cuestionario.

### 3.5. Técnicas para el procesamiento de la información

Luego de la obtención de datos bibliográficos sobre la organización y funcionamiento de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC, se aplicó el cuestionario a los estudiantes de la Escuela de Posgrado matriculados en el ciclo académico 2019 - II. Posteriormente se realizó la compilación de los datos, los cuales fueron estructurados e ingresados al software WEKA, del cual se obtuvieron los datos de análisis de la base de datos de entrenamiento y de predicción que se muestran en el capítulo de Resultados para el análisis.

Se creó una base de datos mediante el programa Ms. Excel en el cual se vincularon los aspectos influyentes en el rendimiento académico de los estudiantes y el rendimiento académico, el cual necesitó ser categorizado conforme el promedio ponderado que obtuvieron según los registros de notas de la totalidad de cursos del ciclo brindados por la Oficina de Registros Académicos de la Escuela de Posgrado de la siguiente manera:

*Tabla 1* Categorización del rendimiento académico según el valor del promedio ponderado

Promedio ponderado	Rendimiento académico
De 0 a 10	Malo
De 11 a 15	Bueno
De 16 a 20	Muy bueno

Fuente: Elaboración propia

Dicha categorización obedece a que el algoritmo J48 utilizado por el software Weka requiere que la clase a predecir sea de tipo categórico y no numérico como lo sería un promedio.

La base de datos obtenida de las respuestas de los cuestionarios fue ingresada en el software Weka, ello a través de una tabulación de datos en Ms. Excel para luego ser convertida a texto simple con el formato .ARFF, codificación ANSI la cual es la utilizada por el software Weka, con la cual se pudo analizar los 26 ítems del cuestionario. La base de datos ingresada fue utilizada como base de entrenamiento para el software.

Posteriormente, se generó un nuevo archivo .ARFF con la variable promedio reemplazada por un carácter de incógnita (?), el cual es utilizado por el software especializado para generar predicciones; dicho archivo fue ingresado al software Weka como base de prueba para predicciones, obteniéndose luego una predicción del atributo promedio en base al entrenamiento que se realizó con la base de datos original, con ello se pudo comprobar el nivel de obtenido alcanzado por la predicción software.

El nivel de acierto de la predicción obtenida mediante el software Weka fue analizada a través del índice Kappa de Cohen el cual conforme el valor que tome dicho estadístico corresponderá a la fuerza que existe en el acierto de la predicción otorgada por el software según se muestra a continuación.

*Tabla 2* Valor de interpretación de la fuerza de concordancia según el valor del coeficiente Kappa de Cohen

Coeficiente Kappa	Fuerza de concordancia
0	Pobre
0.01 – 0.20	Leve
0.21 – 0.40	Aceptable
0.41 – 0.60	Moderada
0.61 – 0.80	Considerable
0.81 – 1.00	Casi perfecta

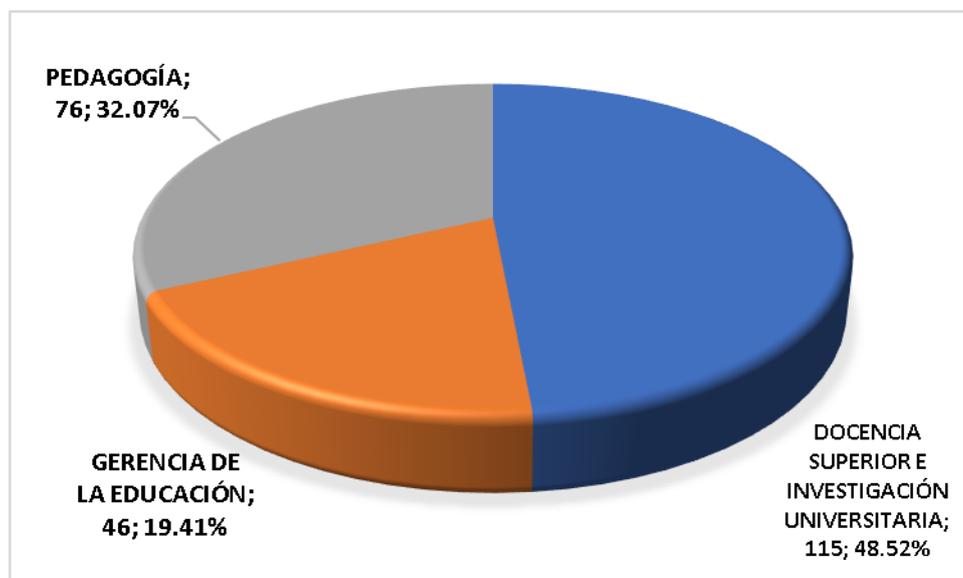
Fuente: (Cerde & Villarroel, 2008)

## Capítulo 4

### RESULTADOS

#### 4.1. Análisis descriptivo

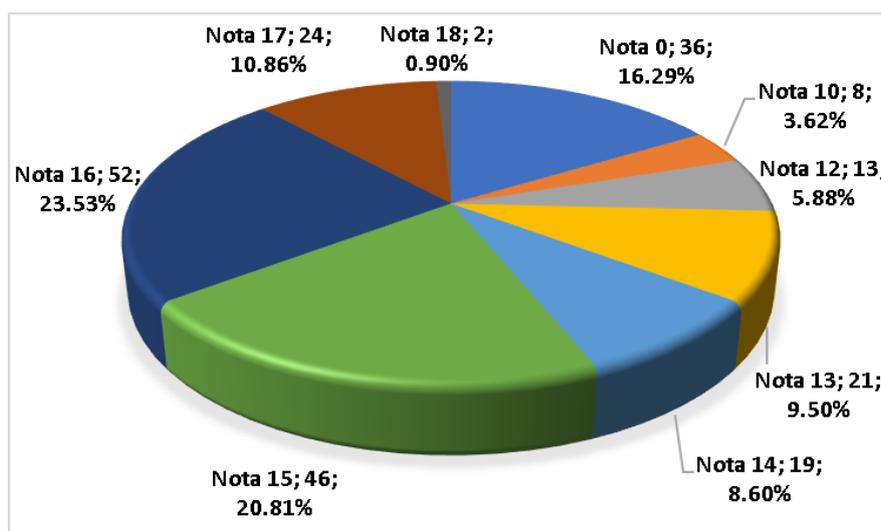
A continuación, se muestra el análisis estadístico de la base datos confeccionada con las respuestas obtenidas de la aplicación del cuestionario a los 237 estudiantes que conformaron la muestra y cuyo resultado fue el siguiente:



Fuente: Elaboración propia

Figura 7. Distribución de los encuestados según maestría o doctorado que cursan

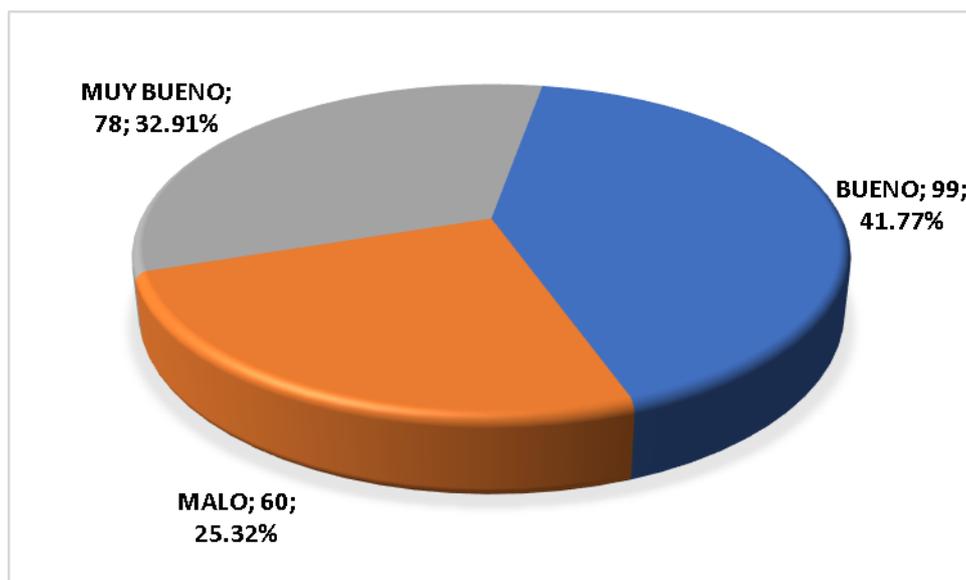
Conforme se observa en la figura anterior, la mayor parte de los encuestados se encuentra cursando la maestría de Docencia Superior e Investigación Universitaria con un total de 115 estudiantes que representa un 48,52% de la muestra, seguido por la maestría de Pedagogía la cual mantiene 76 estudiantes que representa un 32,07% de la muestra y por último, la maestría en Gerencia de la Educación con 46 estudiantes que representan un 19,41% .



Fuente: Elaboración propia

*Figura 8.* Distribución de los promedios ponderados alcanzados por los estudiantes de la muestra

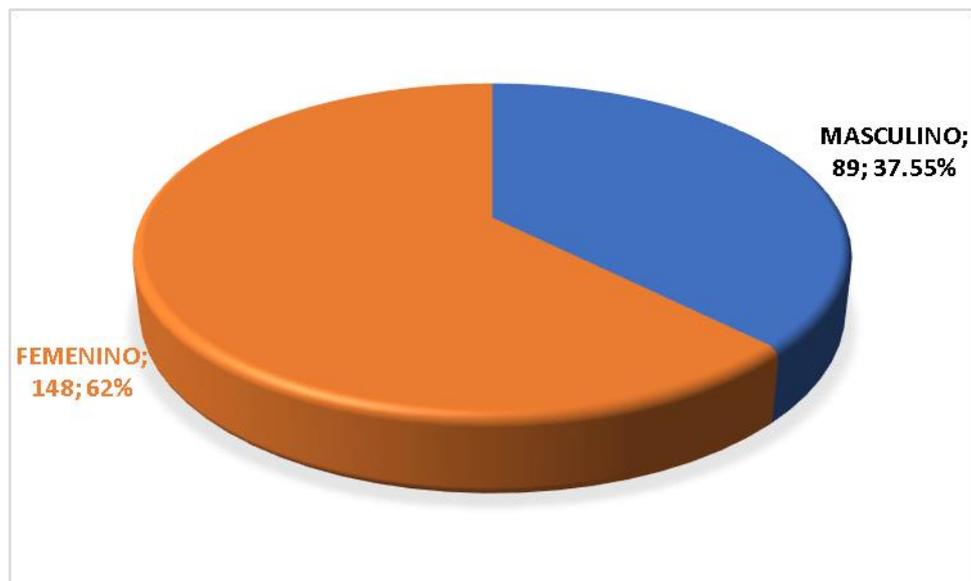
En la figura anterior se muestra la distribución en frecuencia y porcentaje de las notas correspondientes al promedio ponderado de los cursos llevados por los estudiantes de la muestra, cabe resaltar que la mayor cantidad de estudiantes obtuvieron un promedio ponderado de 15, lo cual corresponde al 20,81% de la muestra, seguido por la nota 16, con un 23,53% de la muestra de estudiantes, así también debe resaltarse que los estudiantes que se retiraron de los cursos recibieron una nota de 0 y correspondieron a un total de 16,29%.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 9.* Distribución del rendimiento académico alcanzado por los estudiantes de la muestra luego de su categorización

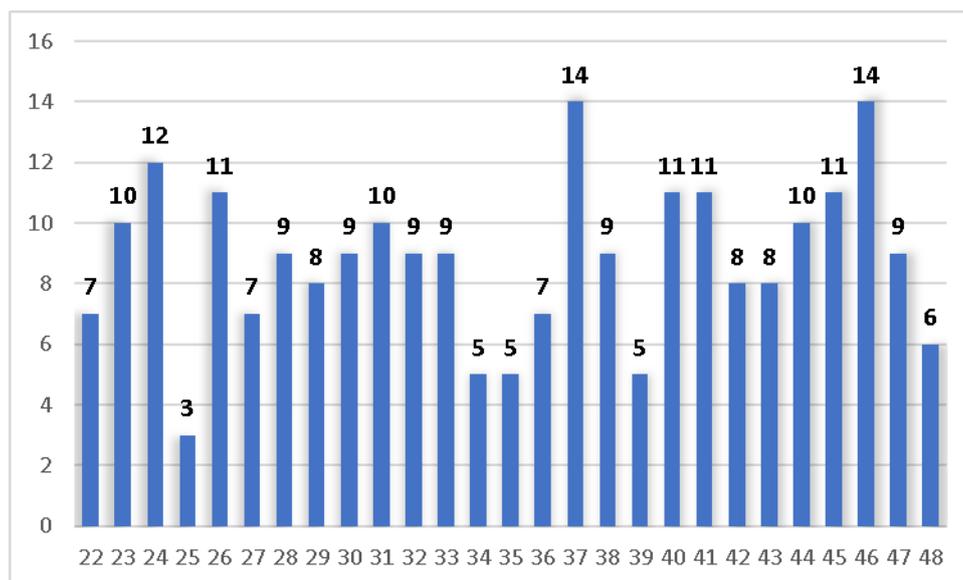
En la figura anterior se muestra la distribución del rendimiento académico alcanzado por los estudiantes encuestados, tomando en consideración el promedio ponderado alcanzado redondeado al entero y categorizado conforme lo señalado en la sección 3.5 Técnicas para el procesamiento de la información de la presente tesis, considerando los criterios mostrados en la tabla 1, ello a fin de posibilitar el análisis a través del algoritmo J48 de árboles de decisión que realiza el software Weka.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 10.* Pregunta 1 - Distribución de los estudiantes de la muestra por sexo

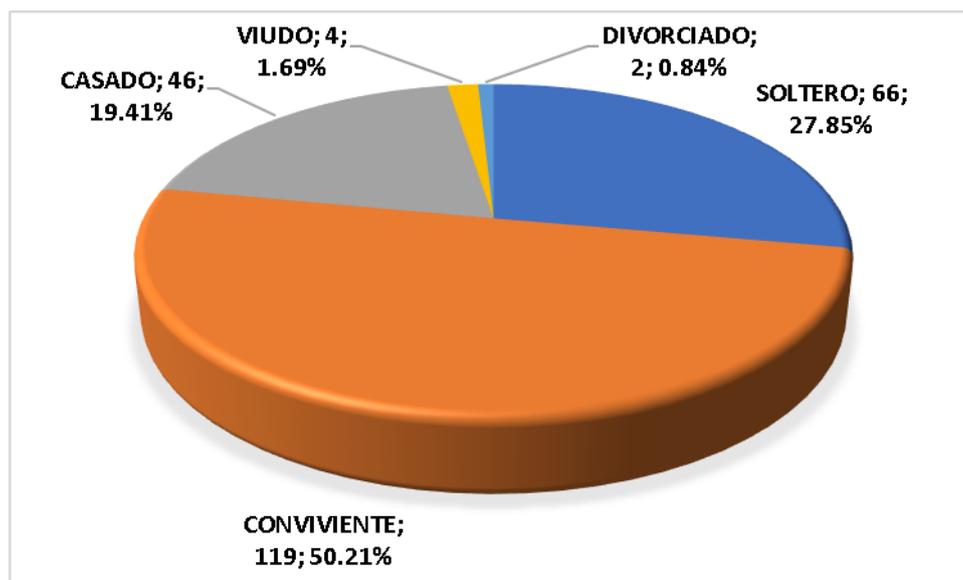
Conforme se observa en la figura anterior, en la pregunta 1 del cuestionario se captó la información sobre el sexo del encuestado, obteniéndose como resultado que la mayoría de estudiantes de la muestra encuestada en un 62% correspondieron a mujeres y un 37,55 % a varones. Dicha distribución será analizada por el software Weka para determinar si tal atributo contribuye a determinar el rendimiento académico.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 11.* Pregunta 2 – Distribución de los estudiantes de la muestra por edad

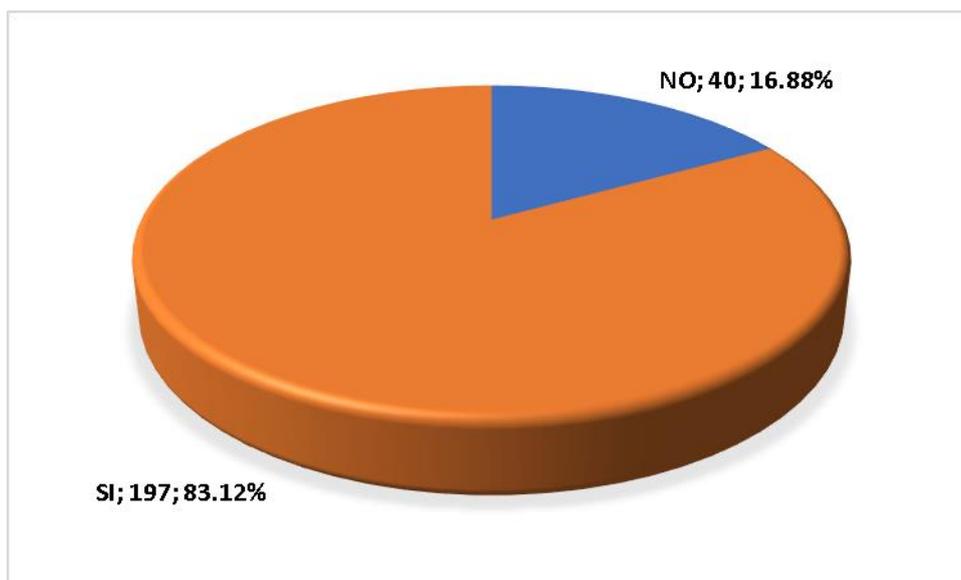
Conforme se observa en la figura anterior, la mayoría de los estudiantes que integran la muestra cuentan con 37 y 46 años de edad, seguidos por una edad de 24 años, ello indica que los estudiantes de la muestra corresponden a una edad de adulto maduro, etapa en la que regularmente ya se cuenta con un oficio o trabajo definido y con una carga familiar, sin embargo dicha situación debe ser analizada por el software para determinar si es un atributo que contribuye en determinar el rendimiento académico.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 12.* Pregunta 3 – Distribución de los estudiantes de la muestra por estado civil

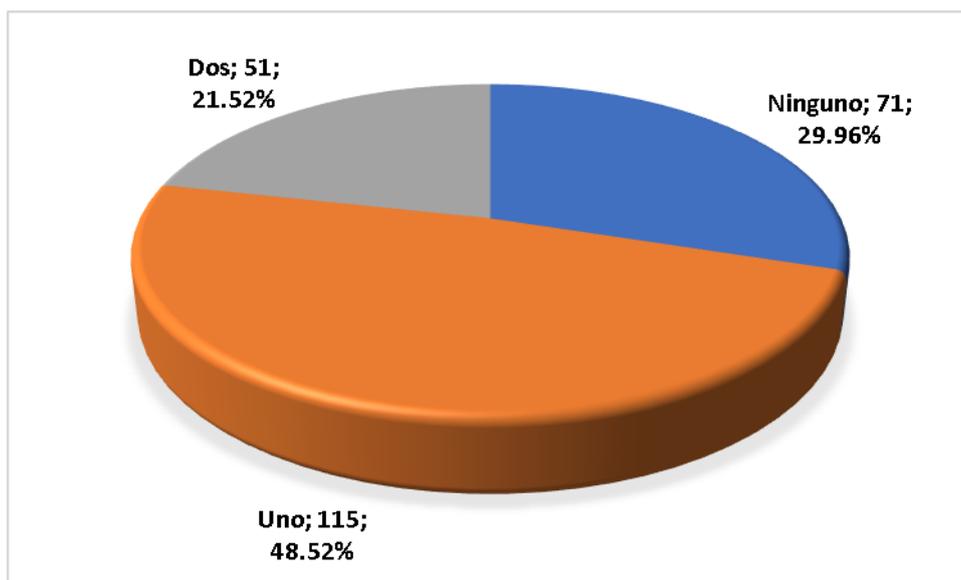
Conforme se observa en la figura anterior, la mayoría de la muestra encuestada en un 50,21% manifestó ser conviviente con un cónyuge, mientras que 27,85% manifestó encontrarse soltero, luego un 19,41% manifestó encontrarse casado. A través del análisis estadístico realizado por el software Weka se determinará si dicho atributo es concluyente para determinar el rendimiento académico y debe tomarse en cuenta para la predicción del mismo.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 13.* Pregunta 4 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si considera que su trabajo se relaciona con su carrera de pregrado

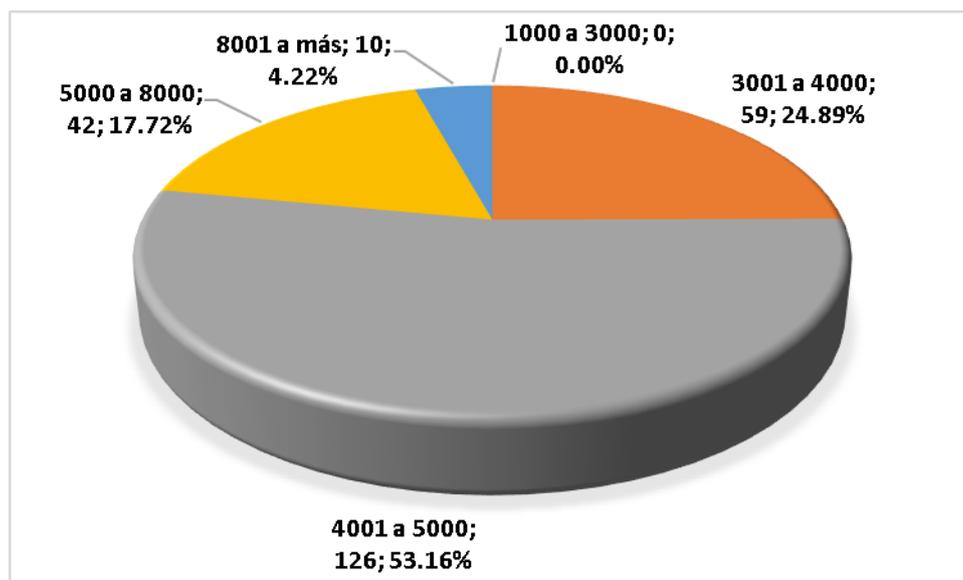
Conforme se observa en la figura anterior, la mayoría de la muestra encuestada en un 83,12% manifiesta que su trabajo actual se relaciona con la carrera de pregrado que estudió, lo cual puede ser indicio que la necesidad de cursar estudios de posgrado en dicha materia. Solo un 16,88% manifestaron que su trabajo no se relaciona con sus estudios de pregrado, lo cual puede ser un factor para determinar su rendimiento académico en atención a la motivación que ello puede o no ofrecer.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 14.* Pregunta 5 – Distribución de los estudiantes de la muestra por la cantidad de hijos que tienen

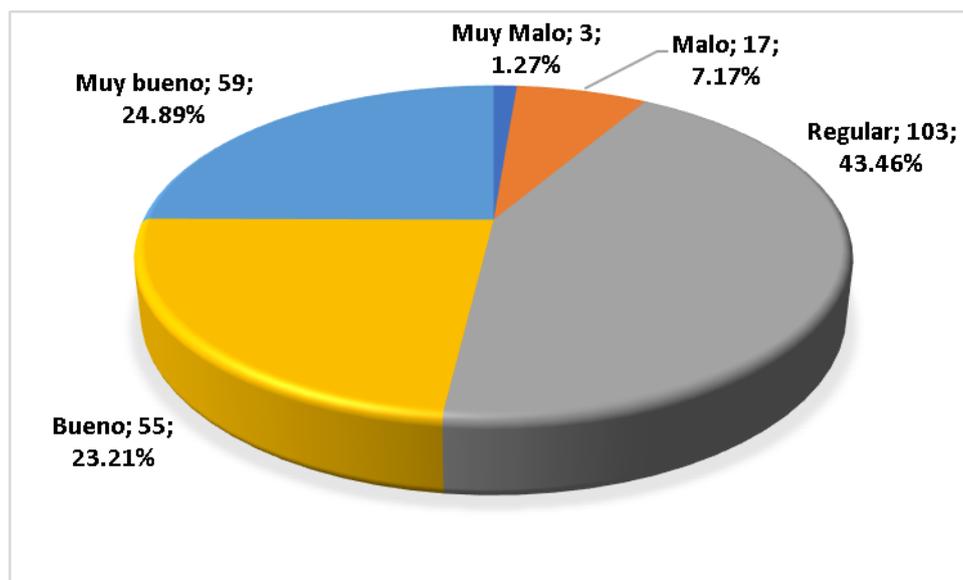
Conforme se observa en la figura anterior, la mayoría de la muestra encuestada en un 48.52% refiere que tiene un hijo/a, seguido de un porcentaje de 29,96% de estudiantes que refiere que no tiene hijos y por último un 21,52% de estudiantes que refieren tener dos hijos. La carga familiar que mantiene una persona puede ser un factor que contribuye a determinar su rendimiento académico, sin embargo, ello debe ser objeto de análisis.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 15.* Pregunta 6 – Distribución de los estudiantes de la muestra por el rango de ingreso familiar

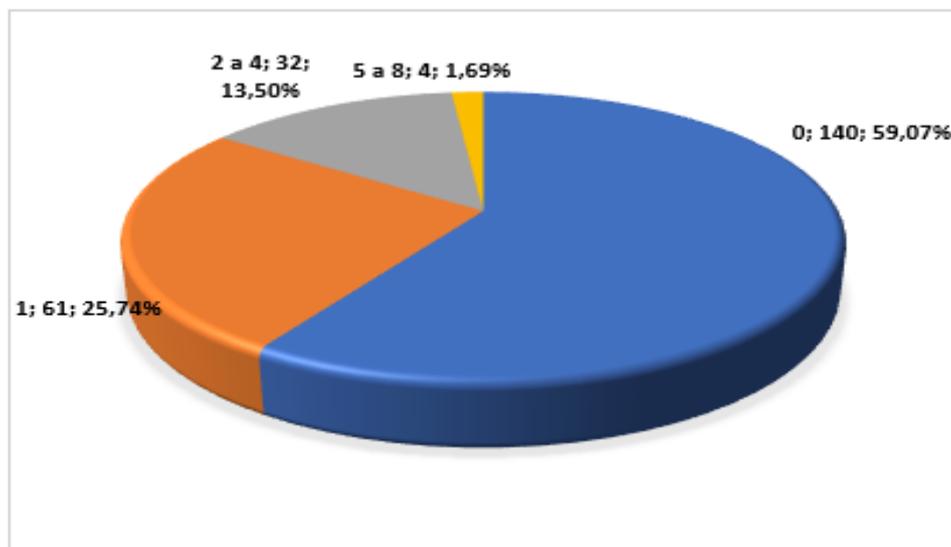
Conforme se observa en la figura anterior, la mayoría de estudiantes de la muestra encuestada en un 53,16% mantiene un ingreso familiar entre 4001 a 5000 soles, seguido por un 24,89 % que mantiene un ingreso familiar entre 3001 a 4000 soles. Ello parece ser relevante pues el contar con una base de ingreso económico sólida para afrontar los gastos que corresponden a derechos académicos y sustento material parece ser a simple vista un hecho determinante para la continuidad de los estudios y el rendimiento académico.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 16.* Pregunta 7 – Distribución de los estudiantes de la muestra por cómo evalúan su rendimiento académico en la secundaria

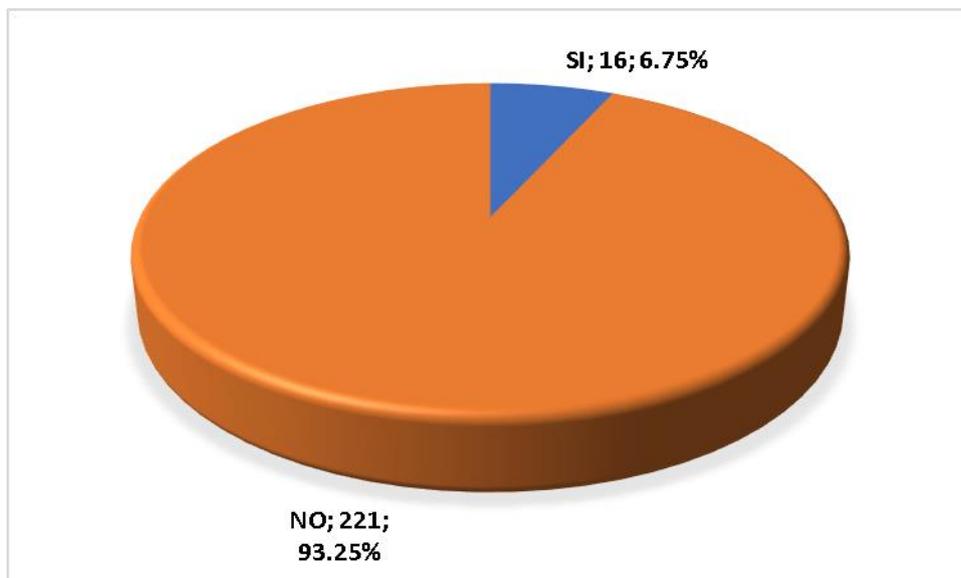
Conforme se observa en la figura anterior, la mayoría de la muestra encuestada en un 43,46% evalúan su rendimiento académico en el nivel de educación secundaria como regular, seguido por un 24.89% que lo evalúan como muy bueno, un 23,21% que lo evalúan como bueno, finalmente como malo y muy malo en un porcentaje de 7,17 y 1,27% de forma correspondiente. El rendimiento académico en esta etapa de formación escolar parece ser un factor que determina el rendimiento académico en los estudios de posgrado pues corresponde a la capacidad de aprender habilidades que servirán a futuro, sin embargo, ello será objeto de análisis en la situación concreta.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 17.* Pregunta 8 – Distribución de los estudiantes de la muestra por la cantidad de cursos desaprobados en la secundaria

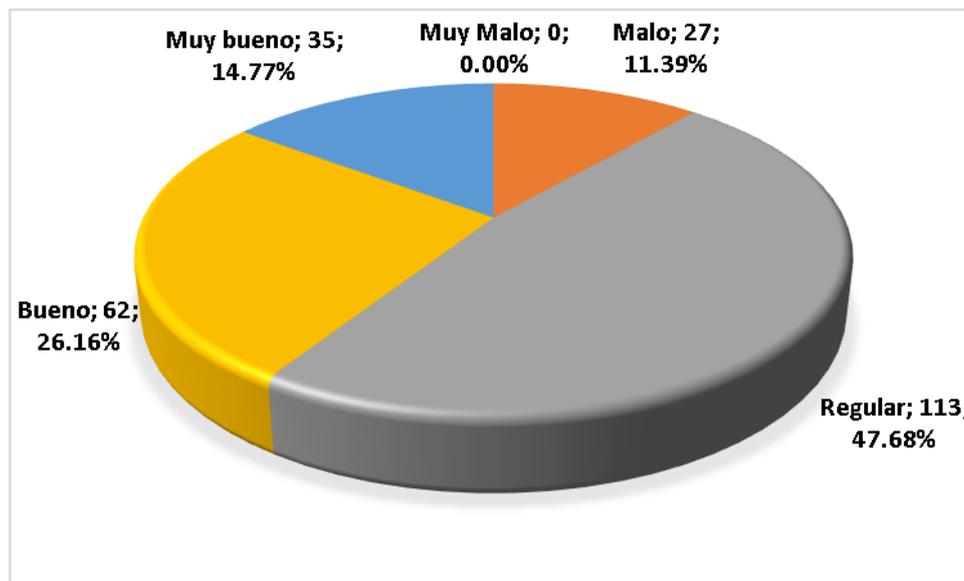
Conforme se observa en la figura anterior, la mayoría de la muestra encuestada en un 59,07% refieren no haber desaprobado ningún curso en la secundaria, un 25,74% refieren haber desaprobado 1 curso, así también un 13,50% manifiestan haber desaprobado de 2 a 4 cursos y 1,69% refiere haber desaprobado de 5 a 8 cursos en total. Dicha situación del rendimiento en secundaria parece ser complementaria a la percepción de su rendimiento en dicha etapa, lo cual debe ser analizado para conocer si es un factor del rendimiento académico en los estudios de posgrado.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 18.* Pregunta 9 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si repitieron algún año en la secundaria

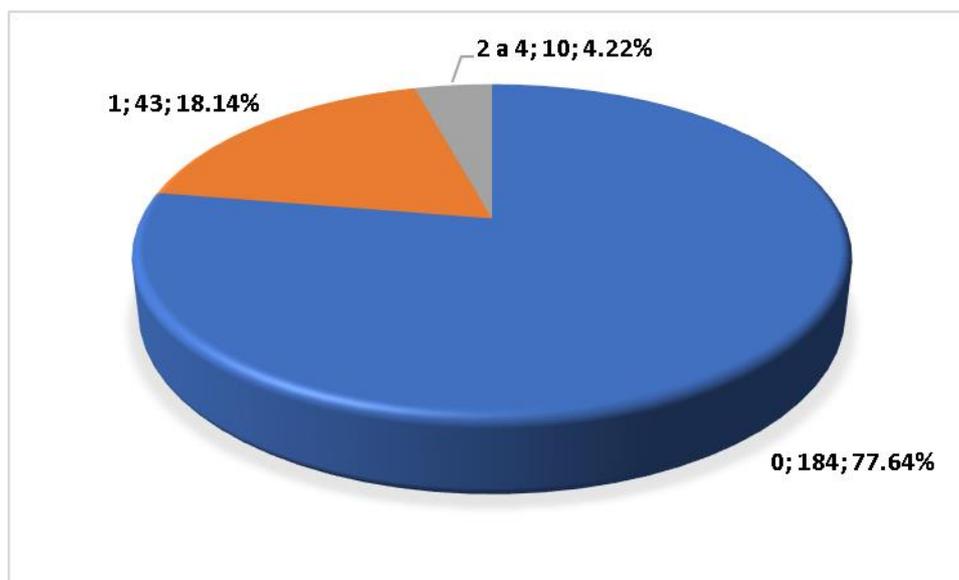
Conforme se observa en la figura anterior, la mayoría de los estudiantes encuestados, en un porcentaje de 93,25% manifestaron no haber repetido ningún año escolar en su educación secundaria, mientras que el 6,75% de la muestra encuestada refirió que sí repitió al menos un año. Dicha circunstancia debe ser analizada a fin de determinar si es un factor que determine el rendimiento académico en los estudios de posgrado.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 19.* Pregunta 10 – Distribución de los estudiantes de la muestra por cómo evalúan su rendimiento académico durante la carrera universitaria de pregrado

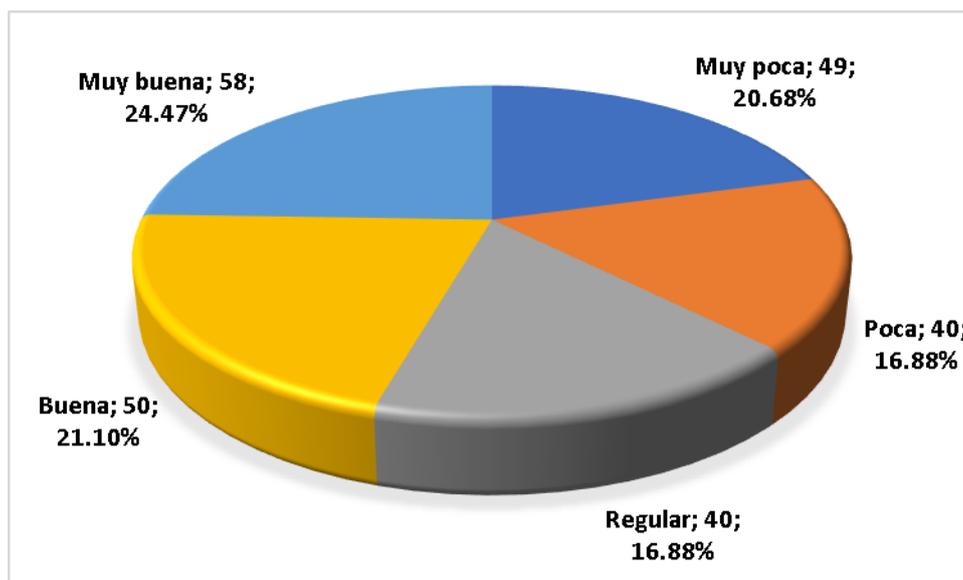
Conforme se observa en la figura anterior, la mayoría de la muestra encuestada en un 47,68% consideran que su rendimiento académico en los estudios de pregrado fue regular, un 26,16% refieren que dicho rendimiento fue bueno, un 14,77% que fue muy bueno y solo un 11,39% aceptan que su rendimiento en los estudios de pregrado fue malo. Al igual que los estudios secundarios, el considerar cómo fue dicho rendimiento en los estudios de pregrado puede ser un indicio de cómo será su rendimiento en los estudios de posgrado, por lo que debe tomarse en cuenta para el análisis de la presente tesis y determinarse si debe formar parte del modelo de simulación.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 20.* Pregunta 11 – Distribución de los estudiantes de la muestra por la cantidad de asignaturas desaprobadas en los estudios de pregrado

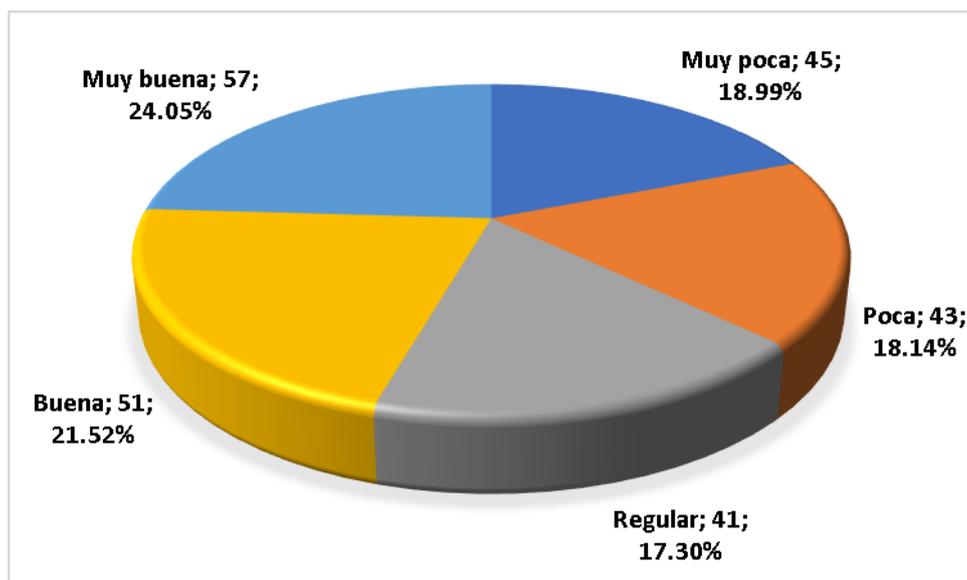
Conforme se observa en la figura anterior, la mayoría de estudiantes en la muestra encuestada en un 77,64% refieren no haber desaprobado ninguna asignatura en los estudios de pregrado, un 18,14% manifiestan haber desaprobado solamente una asignatura y un 4,22% refieren haber desaprobado de 2 a 4 cursos. Tal situación del rendimiento en los estudios de pregrado puede ser determinante para la predicción de su rendimiento los estudios de posgrado, hecho que merece ser analizado.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 21.* Pregunta 12 – Distribución de los estudiantes de la muestra por el motivo de la elección de sus estudios de posgrado en relación al valor formativo

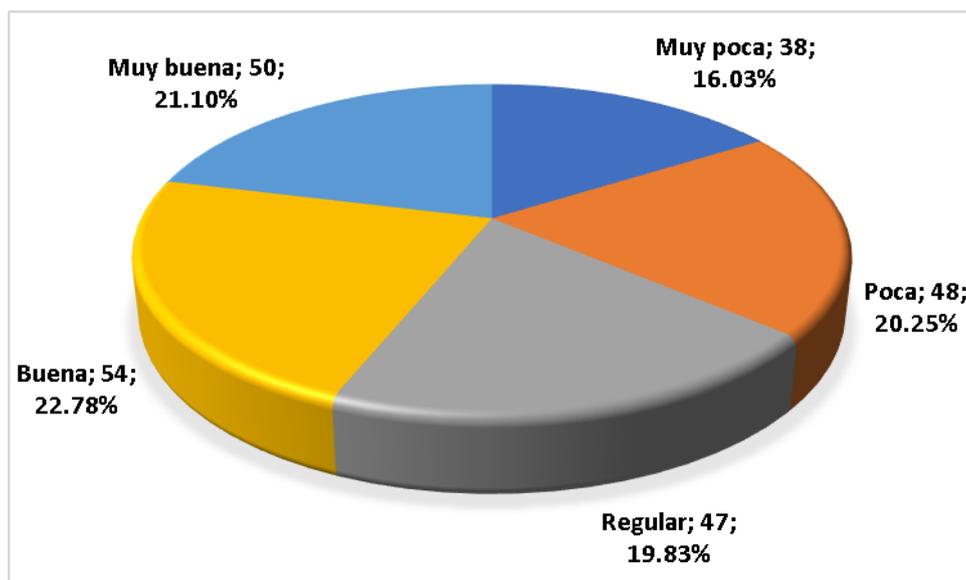
Conforme se observa en la figura anterior, y conforme a dicho grupo de preguntas se buscó determinar el motivo del porqué de la elección de la especialidad escogida para los estudios de posgrado que cursa cada estudiante, en la presente pregunta se trató de determinar si se eligió debido al valor formativo de la misma. Los resultados mostraron una opinión similar en todas las categorías desde muy buena con un 24,47% hasta muy poca 20,68%. Debido a la gran similitud de elecciones recibidas parece que dicha opinión no es un factor determinante en el rendimiento académico alcanzado en los estudios de posgrado.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 22.* Pregunta 13 – Distribución de los estudiantes de la muestra por el motivo de la elección de sus estudios de posgrado en relación a la autorrealización

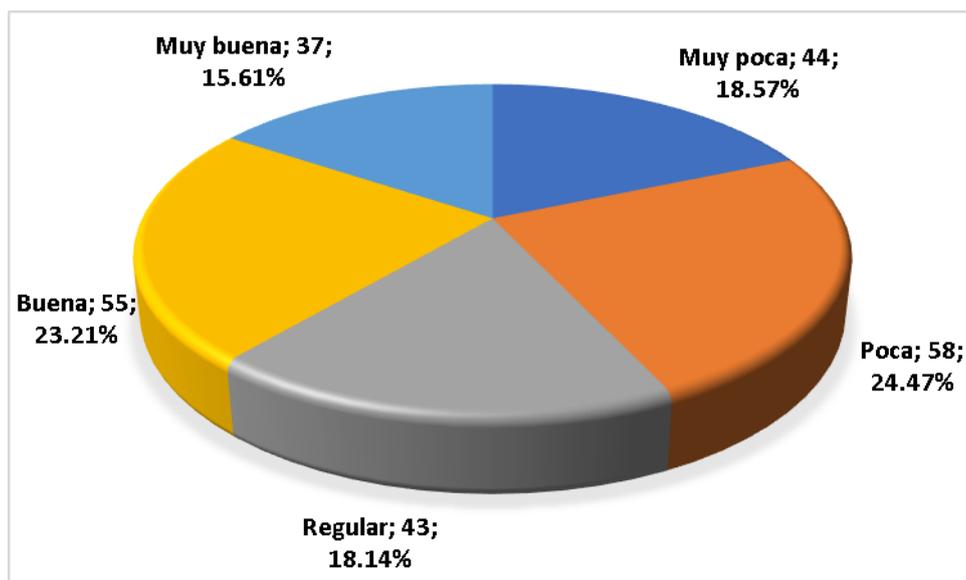
Conforme se observa en la figura anterior, y conforme a dicho grupo de preguntas se buscó determinar el motivo del porqué de la elección de la especialidad escogida para los estudios de posgrado que cursa cada estudiante, en la presente pregunta se trató de determinar si se eligió debido a la autorrealización que estima alcanzar con ello el estudiante. Los resultados mostraron una opinión similar en todas las categorías desde muy buena con un 24,05% hasta muy poca 18,99%. Debido a la gran similitud de elecciones recibidas parece que dicha opinión no es un factor determinante en el rendimiento académico alcanzado en los estudios de posgrado.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 23.* Pregunta 14 – Distribución de los estudiantes de la muestra por el motivo de la elección de sus estudios de posgrado en relación a la exigencia del mercado laboral

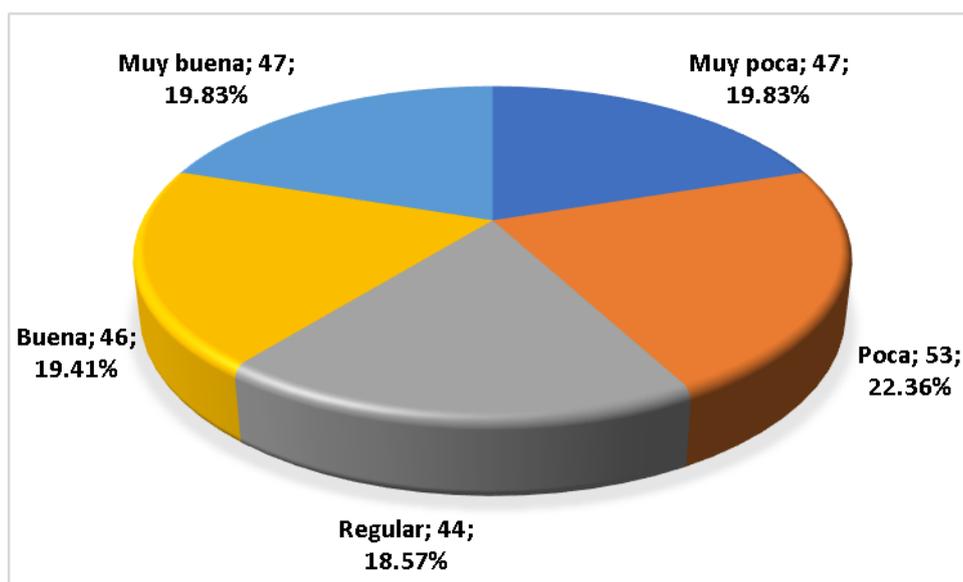
Conforme se observa en la figura anterior, y conforme a dicho grupo de preguntas se buscó determinar el motivo del porqué de la elección de la especialidad escogida para los estudios de posgrado que cursa cada estudiante, en la presente pregunta se trató de determinar si se eligió debido a las exigencias del mercado laboral actual, es decir, que la principal razón fue la de obtener los requisitos para un mejor puesto de trabajo. Los resultados mostraron una opinión similar en todas las categorías desde muy buena con un 21,10% hasta muy poca con un porcentaje de 16,03%. Debido a la gran similitud de elecciones recibidas parece que dicha opinión no es un factor determinante en el rendimiento académico alcanzado en los estudios de posgrado.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 24.* Pregunta 15 – Distribución de los estudiantes de la muestra por el motivo de la elección de sus estudios de posgrado en relación al ascenso social

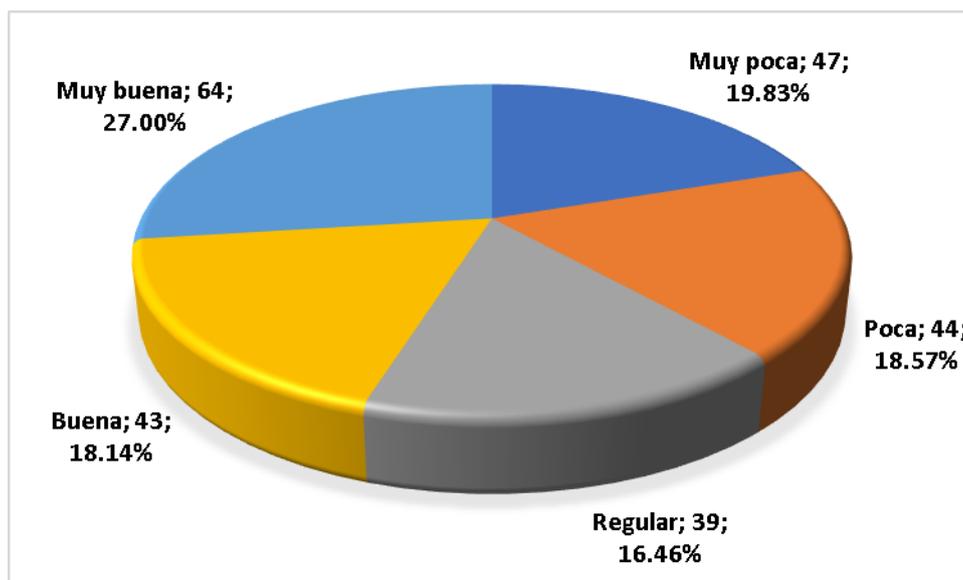
Conforme se observa en la figura anterior, y conforme a dicho grupo de preguntas se buscó determinar el motivo del porqué de la elección de la especialidad escogida para los estudios de posgrado que cursa cada estudiante, en la presente pregunta se trató de determinar si se eligió debido al ascenso social, fama o renombre que alcanzaría con el grado académico. Los resultados mostraron una opinión similar en todas las categorías desde muy buena con un 15,61% hasta muy poca con un porcentaje de 18,57%. Debido a la gran similitud de elecciones recibidas parece que dicha opinión no es un factor determinante en el rendimiento académico alcanzado en los estudios de posgrado.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 25.* Pregunta 16 – Distribución de los estudiantes de la muestra por el motivo de la elección de sus estudios de posgrado en relación al horario de estudios

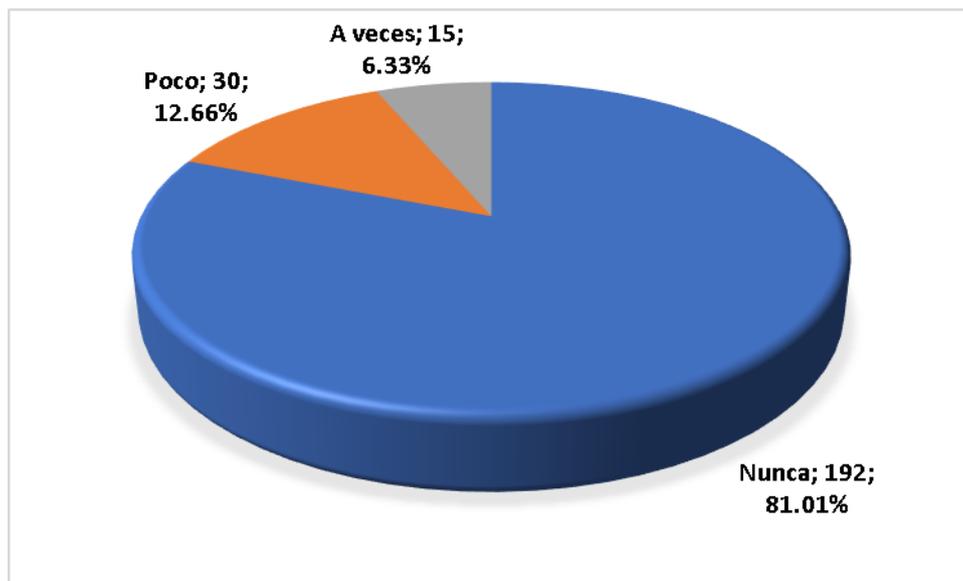
Conforme se observa en la figura anterior, y conforme a dicho grupo de preguntas se buscó determinar el motivo del porqué de la elección de la especialidad escogida para los estudios de posgrado que cursa cada estudiante, en la presente pregunta se trató de determinar si se eligió debido a la conveniencia en el horario de estudios que ofrecía la universidad y especialidad de posgrado elegida. Los resultados mostraron una opinión similar en todas las categorías desde muy buena con un 19,83% hasta muy poca con un porcentaje de 19,83%. Debido a la gran similitud de elecciones recibidas parece que dicha opinión no es un factor determinante en el rendimiento académico alcanzado en los estudios de posgrado.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 26.* Pregunta 17 – Distribución de los estudiantes de la muestra por el motivo de la elección de sus estudios de posgrado en relación al prestigio de la universidad

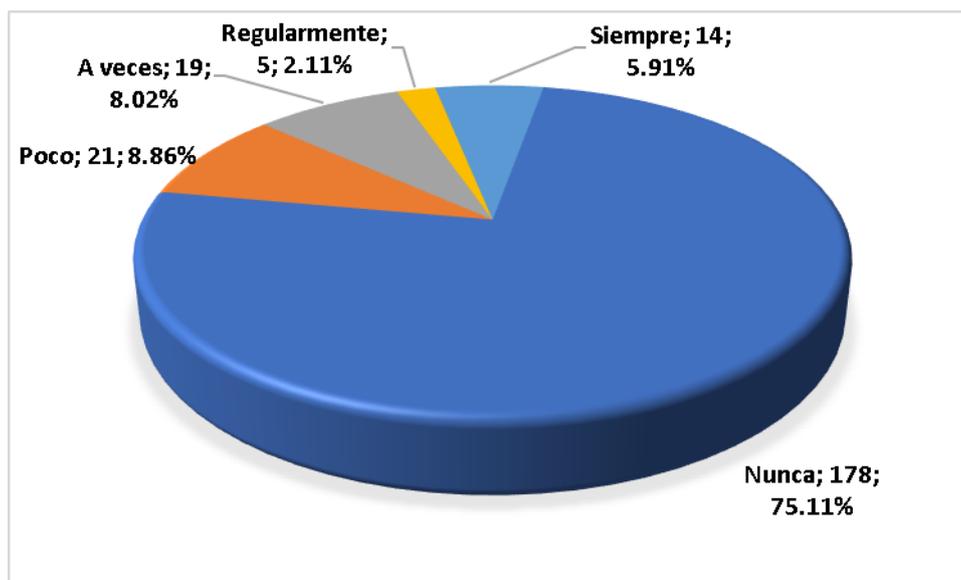
Conforme se observa en la figura anterior, y conforme a dicho grupo de preguntas se buscó determinar el motivo del porqué de la elección de la especialidad escogida para los estudios de posgrado que cursa cada estudiante, en la presente pregunta se trató de determinar si se eligió debido al prestigio de la universidad. Los resultados mostraron una opinión similar en todas las categorías desde muy buena con un 27,00% hasta muy poca con un porcentaje de 19,83%. Debido a la gran similitud de elecciones recibidas parece que dicha opinión no es un factor determinante en el rendimiento académico alcanzado en los estudios de posgrado.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 27.* Pregunta 18 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si ha pensado en abandonar alguna asignatura

Conforme se observa en la figura anterior en relación a la distribución porcentual de estudiantes que han pensado o considerado en alguna ocasión de sus estudios de posgrado en abandonar alguna asignatura; los resultados muestran que la mayoría nunca ha considerado ello en un porcentaje de 81,01%, en pocas ocasiones 12,66% y a veces un 6,33%, la dispersión de dichos porcentajes muestra que es factible que dicha circunstancia sea un factor que afecta el rendimiento académico, sin embargo ello debe ser materia de análisis estadístico.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 28.* Pregunta 19 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si ha pensado en abandonar algún semestre

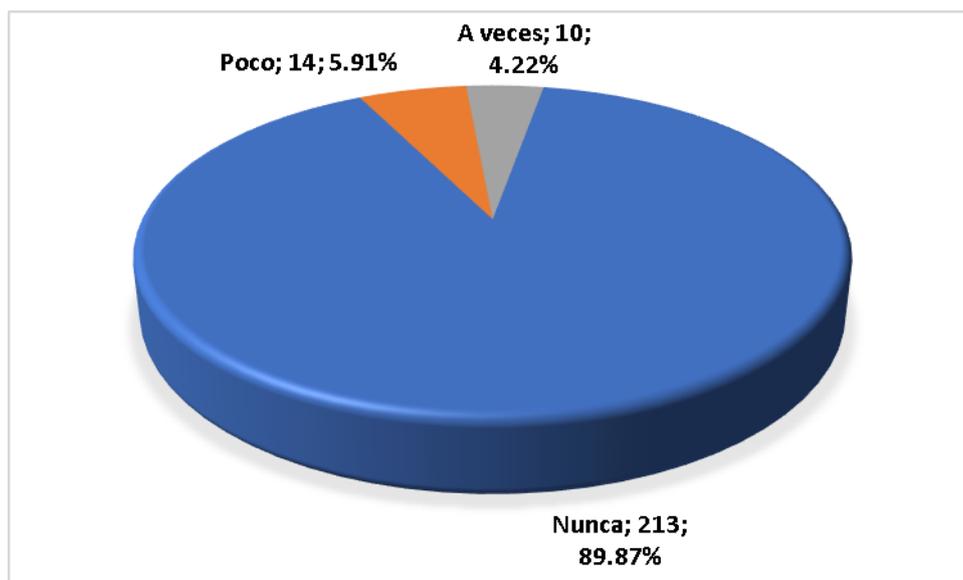
Conforme se observa en la figura anterior en relación a la distribución porcentual de estudiantes que han pensado o considerado en alguna ocasión de sus estudios de posgrado en abandonar algún semestre que cursaba; los resultados muestran que la mayoría nunca ha considerado ello en un porcentaje de 75,11%, en pocas ocasiones 8,86%, a veces un 8,02%, regularmente un 2,11% y siempre 5,91%; analizando a simple vista los datos, su dispersión parece mostrar que es factible que dicha circunstancia sea un factor que afecta el rendimiento académico, sin embargo ello debe ser materia de análisis estadístico.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 29.* Pregunta 20 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si ha pensado en cambiar de maestría

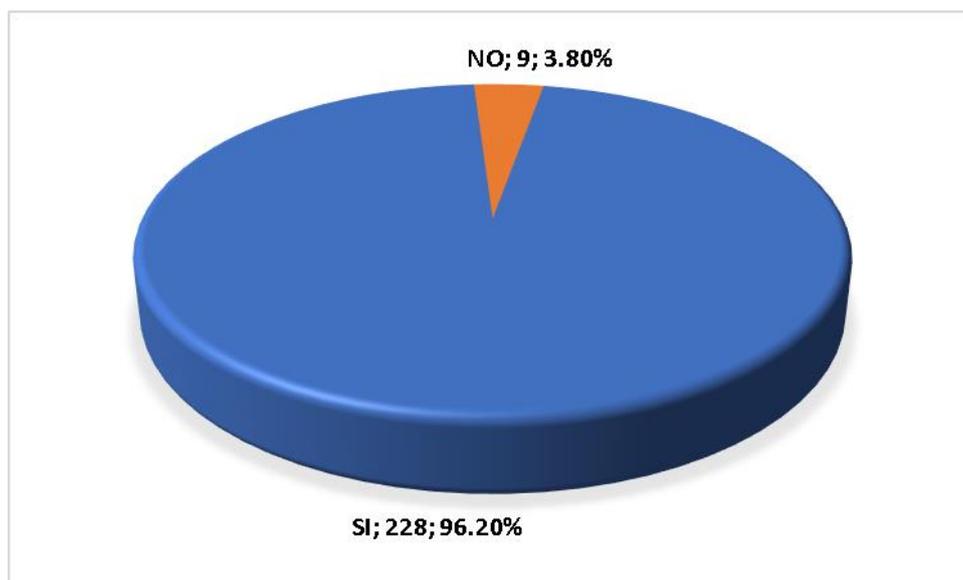
Conforme se observa en la figura anterior en relación a la distribución porcentual de estudiantes que han pensado o considerado en alguna ocasión de sus estudios de posgrado en cambiarse de la maestría cursaba; los resultados muestran que la mayoría nunca ha considerado ello en un porcentaje de 93,25% y poco un 6,75%; la gran diferencia de porcentajes obtenidos entre solo dos categorías puede ser determinante para que éste sea un factor que afecta el rendimiento académico, sin embargo ello debe ser materia de análisis estadístico.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 30.* Pregunta 21 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si ha pensado en retirarse definitivamente de los estudios de posgrado

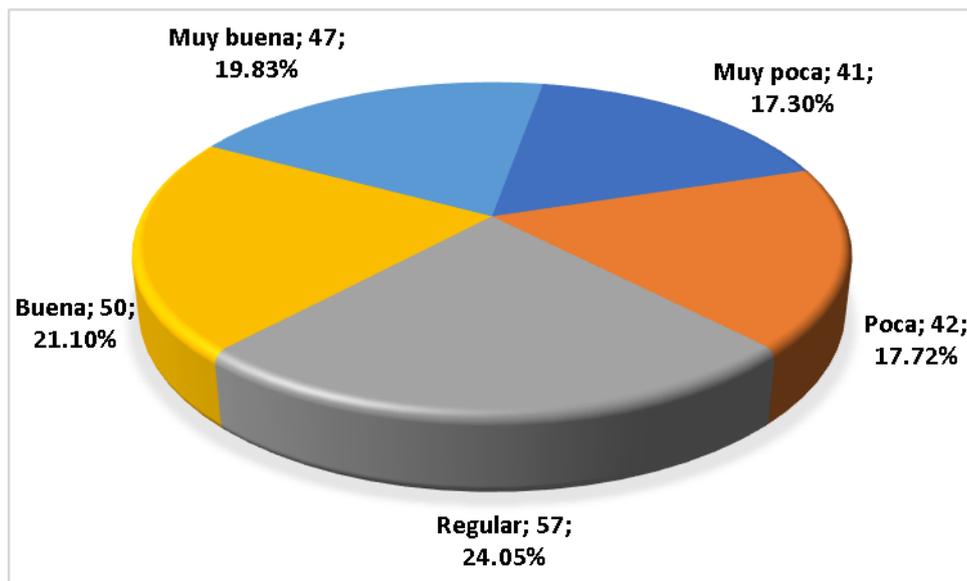
Conforme se observa en la figura anterior en relación a la distribución porcentual de estudiantes que han pensado o considerado en alguna ocasión de sus estudios de posgrado en retirarse definitivamente; los resultados muestran que la mayoría nunca ha considerado ello en un porcentaje de 89,87%, poco un 5,91% y a veces 4,22; la gran diferencia de porcentajes obtenidos entre solo tres categorías puede ser determinante para que éste sea un factor que afecta el rendimiento académico, sin embargo ello debe ser materia de análisis estadístico.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 31.* Pregunta 22 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si considera que finalizará exitosamente sus estudios de posgrado

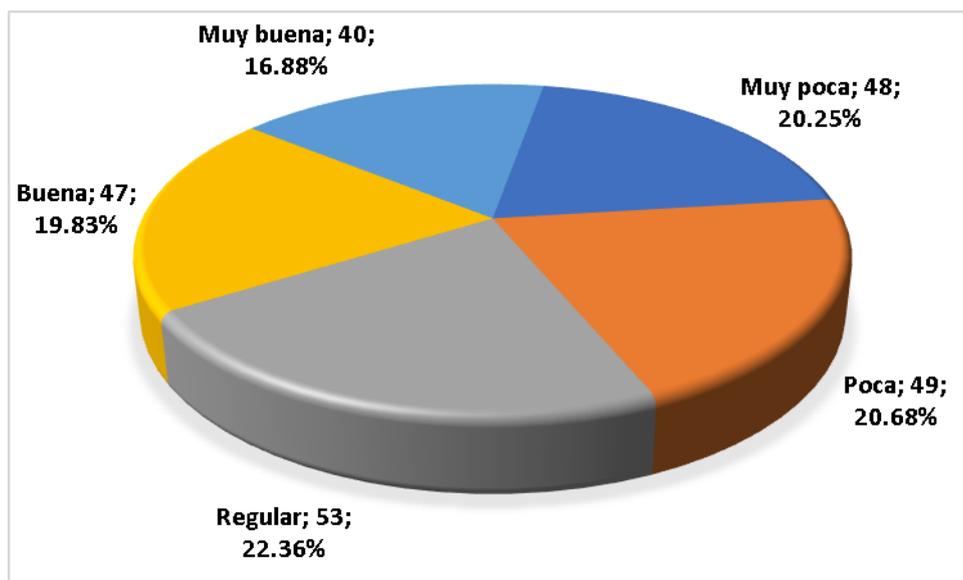
Conforme se observa en la figura anterior en relación a la distribución porcentual de estudiantes que consideran que concluirán exitosamente sus estudios de posgrado; los resultados muestran que la mayoría considera que sí en un 96,20% y solo el 3,80% considera que no lo hará. Al parecer, la gran diferencia de porcentajes obtenidos parece indicar que éste sea un factor que afecta el rendimiento académico, sin embargo, ello debe ser materia de análisis estadístico.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 32.* Pregunta 23 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si considera que la escuela de posgrado mantiene una infraestructura adecuada para la realización de sus estudios de posgrado

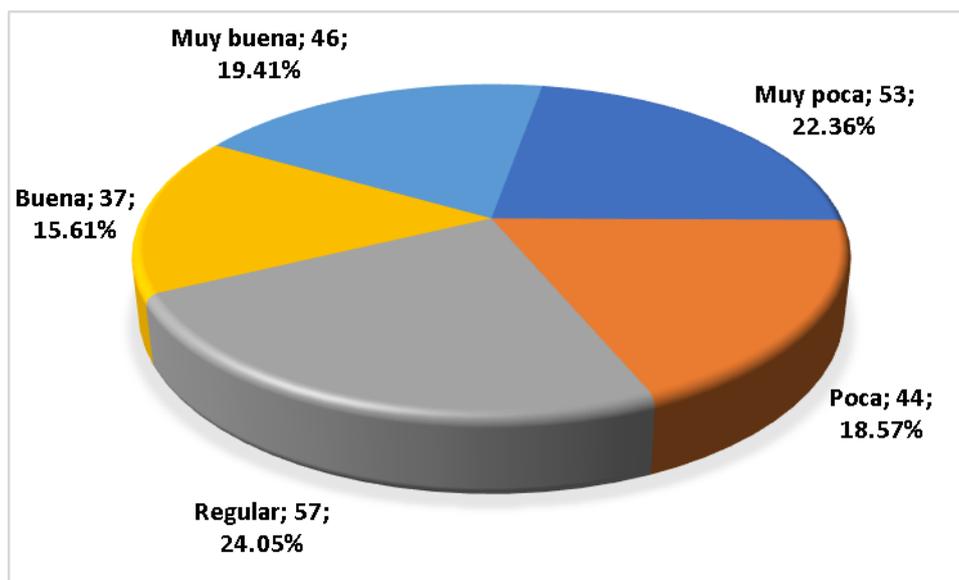
Conforme se observa en la figura anterior en relación a la distribución porcentual de estudiantes que consideran que escuela de posgrado de la UNJFSC mantiene una infraestructura adecuada para la realización de sus estudios de posgrado; los resultados muestran similares cantidades porcentuales en las respuestas desde muy buena con 19,83% a muy poca 17,30%. Dicha similitud en la distribución del porcentaje elegido parece señalar que no es determinante para el rendimiento académico, sin embargo, ello debe ser materia de análisis estadístico.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 33.* Pregunta 24 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si considera que la escuela de posgrado cuenta con los equipos adecuados para la realización de sus estudios de posgrado

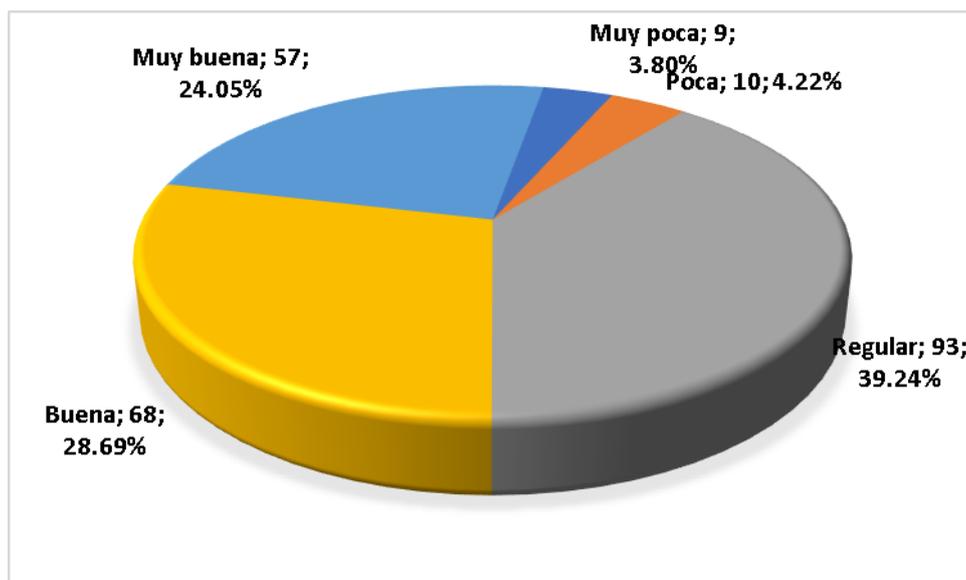
Conforme se observa en la figura anterior en relación a la distribución porcentual de estudiantes que consideran que escuela de posgrado de la UNJFSC cuenta con los equipos adecuados para la realización de sus estudios de posgrado; los resultados muestran similares cantidades porcentuales en las respuestas desde muy buena con 16,88% a muy poca 20,25%. Dicha similitud en la distribución del porcentaje elegido parece señalar que tal opinión no es determinante para el rendimiento académico, sin embargo, ello debe ser materia de análisis estadístico.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 34.* Pregunta 25 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si considera que la escuela de posgrado imparte las asignaturas correctas para la realización de sus estudios de posgrado

Conforme se observa en la figura anterior en relación a la distribución porcentual de estudiantes que consideran que escuela de posgrado de la UNJFSC imparte las asignaturas correctas para la realización de sus estudios de posgrado; los resultados muestran similares cantidades porcentuales en las respuestas desde muy buena con 19,41% a muy poca 22,36%. Dicha similitud en la distribución del porcentaje elegido parece señalar que tal opinión no es determinante para el rendimiento académico, sin embargo, ello debe ser materia de análisis estadístico.



Fuente: Elaboración propia

*Figura 35.* Pregunta 26 – Distribución de los estudiantes de la muestra por si considera que la escuela de posgrado ofrece un buen nivel profesional de los docentes para la realización de sus estudios de posgrado

Conforme se observa en la figura anterior en relación a la distribución porcentual de estudiantes que consideran que escuela de posgrado de la UNJFSC ofrece un buen nivel profesional de los docentes para la realización de sus estudios de posgrado; los resultados muestran similares cantidades porcentuales en las respuestas desde regular con un 39,24%, buena con 28,69%, a muy poca 3,80%. A priori, en atención a la dispersión de los porcentajes es posible que dicha opinión sea determinante para el rendimiento académico, sin embargo, ello debe ser materia de análisis estadístico.

Pruebas de hipótesis

Prueba de hipótesis específica N°1: “Sí es posible determinar los factores que permiten predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC.”

Conforme lo señalado en el capítulo 3 de la presente tesis, se prepararon los datos obtenidos por el cuestionario al software Weka, considerándose los mismos como una base de datos de entrenamiento, es decir, de la cual el software analizaría y determinaría las relaciones estadísticas de los valores de los atributos (respuestas del cuestionario) que se conjugar para dar como resultado un promedio o rendimiento académico (clase), conforme se muestra en la siguiente figura:

```

Matriz de datos COMPLETA.arff: Bloc de notas
Archivo Edición Formato Ver Ayuda
relation rendimiento

@attribute sexo real
@attribute edad real
@attribute estado_civil real
@attribute trabajo_relacionado real
@attribute hijos real
@attribute ingreso_familiar real
@attribute rendimiento_secundaria real
@attribute cursos_desaprobados_secundaria real
@attribute repitente_secundaria real
@attribute rendimiento_pregrado real
@attribute cursos_desaprobados_pregrado real
@attribute Valor_formativo real
@attribute Autorrealizacion real
@attribute Exigencia_mercado_laboral real
@attribute Asenso_social real
@attribute Horario_estudios real
@attribute Prestigio_universidad real
@attribute Pensado_abandonar_asignatura real
@attribute Pensado_abandonar_semestre real
@attribute Pensado_cambiar_especialidad real
@attribute Pensado_retirarse real
@attribute considera_que_finalizara real
@attribute Adecuada_infraestructura real
@attribute Cuentaequipos real
@attribute Imparte_asignaturas_correctas real
@attribute Ofrece_buen_nivel_docentes real
@attribute promedio {MALO,BUENO,MUY_BUENO}

@data

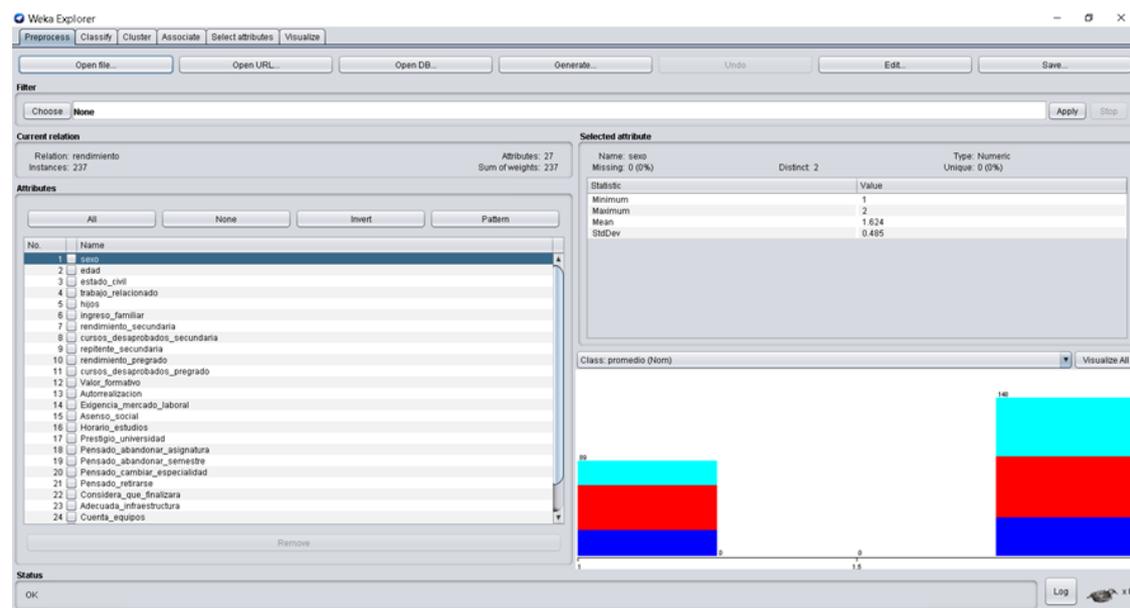
2,22,1,2,1,2,3,1,2,5,1,3,5,3,5,3,5,1,1,1,1,1,2,5,3,BUENO
1,22,1,2,1,2,3,1,2,3,1,5,1,4,3,2,1,1,1,1,1,1,5,1,3,BUENO
1,22,2,2,2,2,4,1,2,3,1,3,4,5,5,5,3,1,1,1,1,1,3,4,1,3,BUENO
2,22,2,1,1,2,5,2,2,5,1,2,4,5,1,4,4,1,1,1,1,1,5,3,4,BUENO
1,22,2,2,2,2,3,3,1,5,1,4,4,3,3,3,2,1,5,2,3,1,2,4,5,4,MALO
1,22,1,2,1,2,5,3,1,2,1,4,4,3,2,5,1,2,5,1,2,1,3,5,4,4,MALO
2,22,2,2,2,2,3,1,2,3,1,3,3,5,4,2,5,1,1,1,1,1,3,3,5,MUY_BUENO
2,23,1,2,1,2,3,2,1,2,1,3,1,4,3,2,3,1,2,1,1,1,3,5,3,3,MALO
2,23,1,1,1,2,5,1,2,3,1,2,5,2,1,4,1,1,1,1,1,1,3,1,3,3,BUENO
1,23,1,2,1,2,5,1,2,4,1,5,1,1,2,3,2,1,1,1,1,1,1,4,5,3,BUENO
1,23,1,2,2,2,3,1,2,3,2,4,5,3,2,1,3,1,1,1,1,1,2,5,2,5,MUY_BUENO
2,23,2,1,1,2,4,1,2,3,1,3,3,5,1,5,5,3,2,1,1,1,1,1,5,MUY_BUENO
2,23,3,2,2,2,3,1,2,3,1,4,5,2,5,5,1,1,2,1,1,1,3,2,1,5,MUY_BUENO
2,23,1,2,1,2,5,2,2,3,1,5,2,1,2,5,5,1,1,1,1,1,4,1,1,4,MUY_BUENO
2,23,2,2,1,2,3,1,2,3,1,4,1,1,1,3,4,1,1,1,1,1,4,4,3,4,MUY_BUENO
2,23,1,2,1,2,3,3,2,3,2,4,4,1,2,4,3,3,3,1,1,1,1,5,4,3,1,MALO
Ln 1, Col 1 70% Windows (CRLF) UTF-8

```

Fuente: Elaboración propia

*Figura 36.* Preparación de datos del cuestionario para ingreso como base de datos de entrenamiento al software Weka

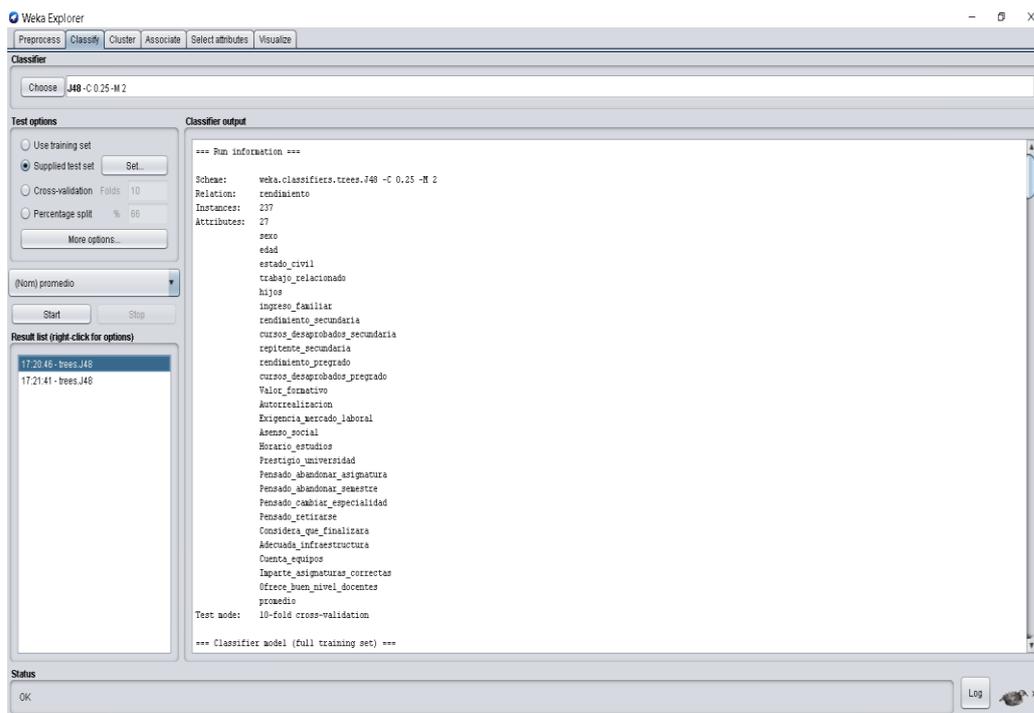
Posteriormente, se realizó la carga de datos de la base de datos de entrenamiento, en las que el software Weka identificó las respuestas de las preguntas como un total de 26 atributos que definían una clase (promedio) que corresponde al rendimiento académico categorizado (tipo nominal) definido, conforme se muestra en la siguiente figura:



Fuente: Elaboración propia

*Figura 37.* Carga de datos preparados del cuestionario como base de datos de entrenamiento al software Weka

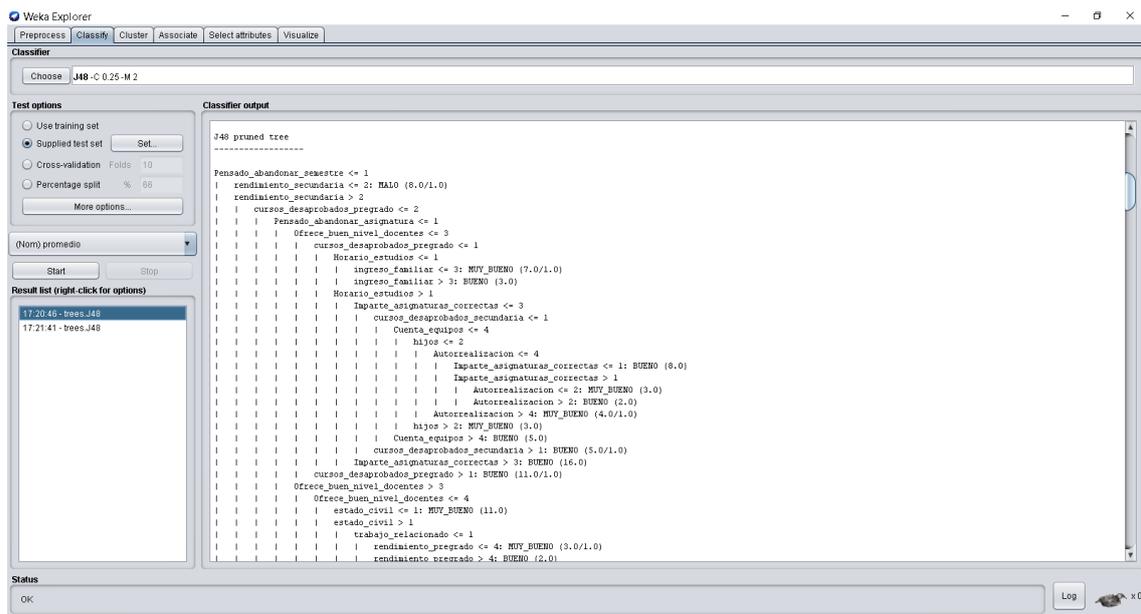
Se realizó el análisis estadístico para efectuar el entrenamiento con los datos y análisis de relaciones entre los atributos y la clase que buscará predecir luego, todo ello utilizando el algoritmo de árboles de decisión J48, los resultados se muestran en las figuras siguientes:



Fuente: Elaboración propia

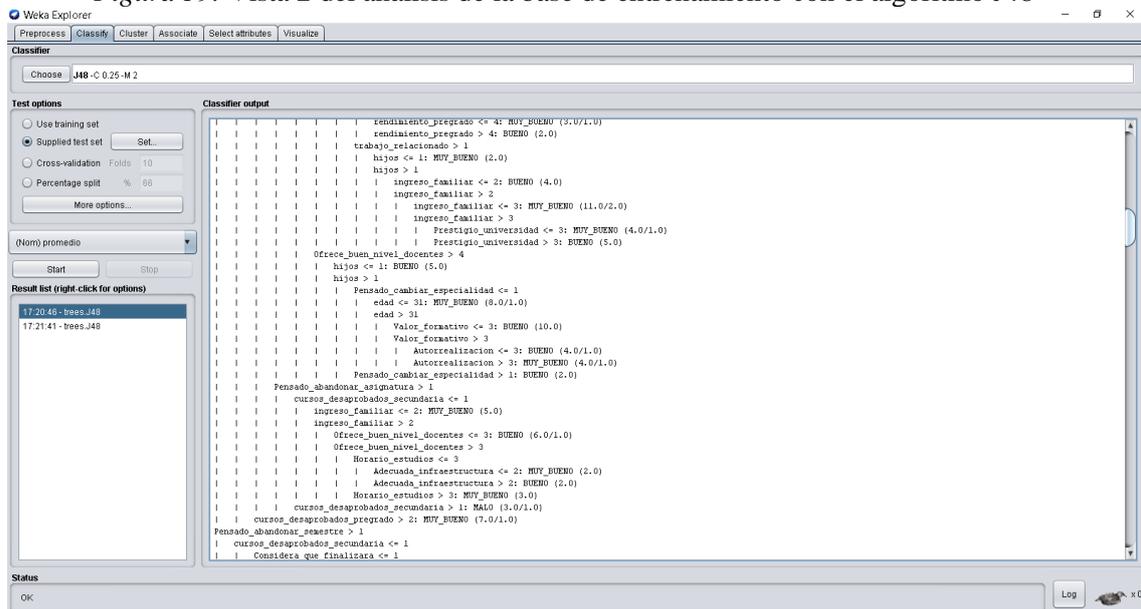
*Figura 38.* Vista 1 del análisis de la base de entrenamiento con el algoritmo J48

En la figura anterior se muestra la primera parte del análisis realizado a la base de entrenamiento por el software Weka, en dicha sección se muestra las definiciones de los atributos halladas las cuales son en su mayoría de tipo numérico, pues se ha registrado solo la posición de cada alternativa de respuesta marcada en el cuestionario llenado por los estudiantes de la muestra y la clase promedio (mostrada al final de la lista) es de tipo categórica (nominal) conforme los valores del promedio ponderado y las consideraciones de la tabla 2, dicha clase corresponde al valor a predecir.



Fuente: Elaboración propia

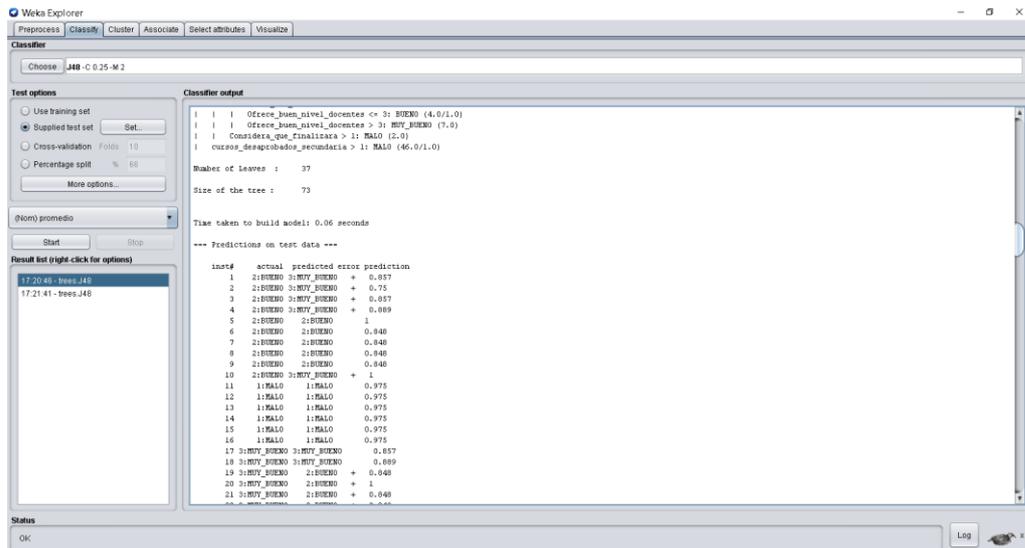
Figura 39. Vista 2 del análisis de la base de entrenamiento con el algoritmo J48



Fuente: Elaboración propia

Figura 40. Vista 3 del análisis de la base de entrenamiento con el algoritmo J48

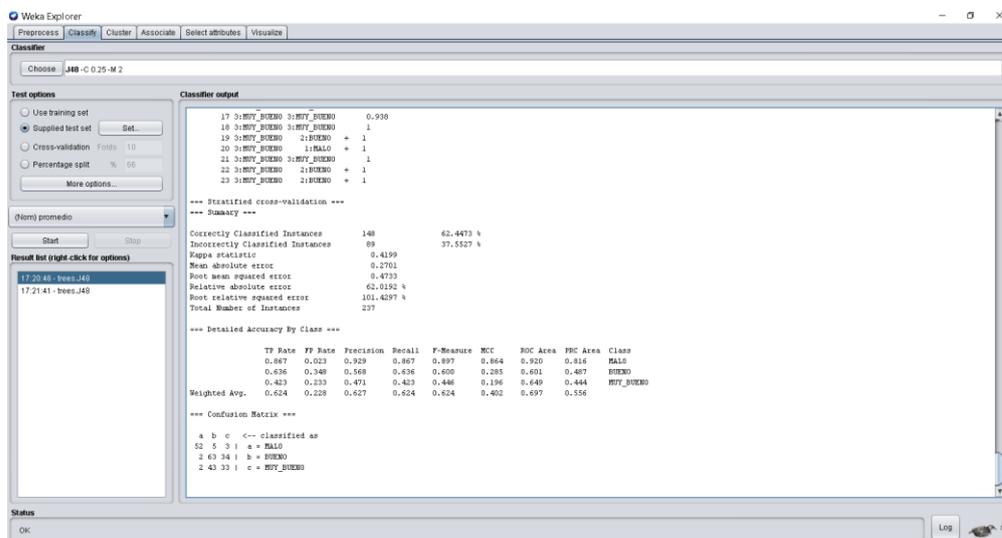
En las figuras 39 y 40 se muestra el detalle del árbol de decisión generado por el software, el cual corresponde a la jerarquización por pesos que realiza Weka para realizar una predicción.



Fuente: Elaboración propia

Figura 41. Vista 4 del análisis de la base de entrenamiento con el algoritmo J48

En la figura anterior se muestra la comparación que realiza el software Weka (columna predicted) y el valor real (actual), así como el porcentaje de certeza estimada del software en cada instancia de predicción de acuerdo al entrenamiento realizado con los datos ingresados.



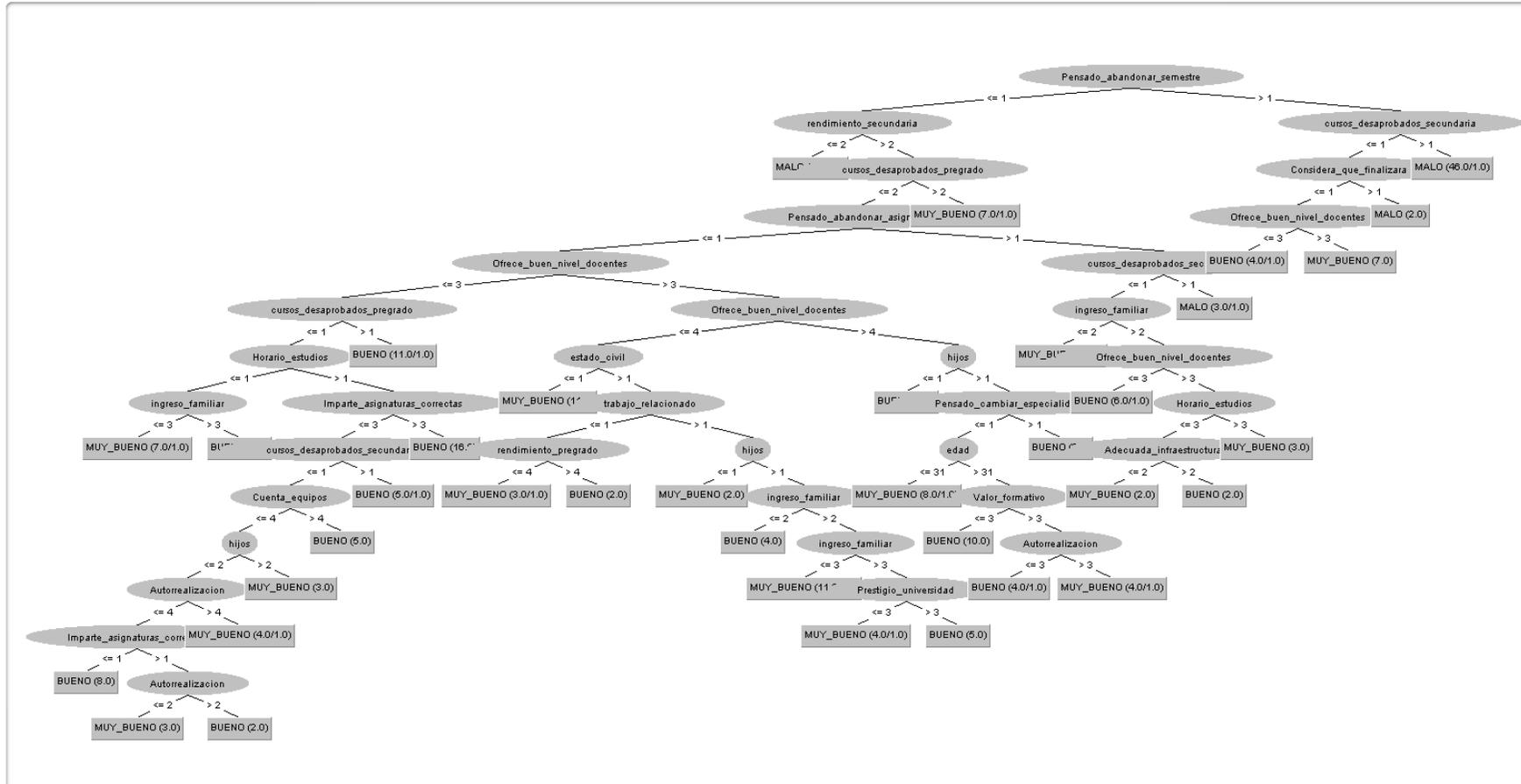
Fuente: Elaboración propia

Figura 42. Vista 5 del análisis de la base de entrenamiento con el algoritmo J48

En las figuras anteriores se puede visualizar que el software fue capaz de clasificar correctamente (Correctly Classified instances) un 62,45% y erróneamente un 37,55%, ello corresponde a que de acuerdo al análisis de la base de entrenamiento fue capaz de determinar reglas entre los atributos que definieron la clase buscada (promedio) y realizar una predicción, la cual fue correcta la mayoría de las instancias, es decir, que acertó un 62,45% de las veces, lo cual corresponde a la exactitud del modelo. Sin embargo, el hecho que ha sido posible y que se generó un modelo capaz de realizar predicciones **permiten aceptar la hipótesis específica N° 1** pues “sí fue posible determinar los factores que permiten predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC”.

Cabe resaltar que, en relación al análisis inferencial del resultado de las predicciones realizadas en la base de entrenamiento a través del **índice Kappa éste alcanzó un valor de 0,4199** (como se muestra en la figura 42), lo cual conforme la valoración de dicho índice señalada en la tabla 2 corresponde a una concordancia moderada, lo cual se refiere a la exactitud del modelo de predicción creado a partir de esta base de entrenamiento.

La base de entrenamiento analizada por el software Weka generó un árbol de decisión con los 26 atributos ingresados, el cual se muestra en la figura siguiente:



Fuente: Elaboración propia

Figura 43. Árbol de decisión generado por del análisis de la base de entrenamiento con el algoritmo J48 por el software Weka

El árbol de decisión mostrado en la figura anterior indica que el software Weka encontró una fuerte asociación entre el resultado de la pregunta 19 - ¿Ud., ha pensado en abandonar algún semestre?, razón por la cual se encuentra en el primer nivel del árbol, en el segundo nivel determinó los valores de las preguntas 7 - ¿Cómo evalúa su rendimiento académico durante la secundaria? y 8 - Si ha desaprobado asignaturas en secundaria ¿cuántas fueron?. En el tercer nivel del árbol se consignó el valor de la pregunta 11 - ¿Ha desaprobado asignaturas en su carrera de pregrado, ¿cuántas fueron? y de la pregunta 22 - ¿Usted considera que finalizará con éxito sus estudios?. Para el cuarto nivel el árbol de decisión generado considera las preguntas 18 - ¿Ud. ha pensado en abandonar alguna asignatura? y 26 - Si considera que la escuela de posgrado ofrece un buen nivel profesional de los docentes. Para el nivel quinto repite en ramas distintas del árbol las preguntas 26 y 8 de forma correspondiente. Dicha jerarquización en niveles permite determinar cuáles de los factores anotados y captados mediante el cuestionario obtuvieron un mayor peso o fueron determinantes para la predicción realizada por el software.

Prueba de hipótesis específica N°2: “La exactitud de la técnica de árboles de decisión para predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC es muy buena”.

*Para la prueba de esta hipótesis debe recordarse que, conforme lo planteado para el presente trabajo la exactitud se calcula dividiendo el número total de registros correctamente clasificados por el número total de registros incorrectos o de referencia y expresándolo como porcentaje.*

*Dicho resultado tomó el valor de 62,45% conforme se muestra en la figura 42, la cual fue utilizada para la prueba de la hipótesis específica 1. Con tal resultado es posible considerar que para que la predicción alcanzada por el modelo sea “muy buena” debió alcanzar al menos una exactitud del 75%, ello al considerar la división de muy mala a muy buena en cuartiles de 25% cada una. En consideración a ello **se rechaza la hipótesis específica 2.***

Prueba de hipótesis específica N°3: “La medida de concordancia de la técnica de árboles de decisión para predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC es muy buena.”

Para la prueba de esta hipótesis debe recordarse que, conforme lo planteado para el presente trabajo la concordancia se relaciona con el coeficiente Kappa de Cohen, el cual relaciona dos medidas realizadas con un método o instrumento distinto a fin de analizar el acierto de uno de ellos en relación al otro.

En la presente investigación el índice Kappa alcanzó un valor de 0,4199 (como se muestra en la figura 42), lo cual conforme la valoración de dicho índice conforme lo mostrado en la tabla 2 corresponde a una concordancia moderada. Tras dicho resultado debe concluirse que la **hipótesis específica 3 debe rechazarse**, pues el valor esperado para considerarse “muy buena” sería mayor a 0,81.

Prueba de hipótesis General

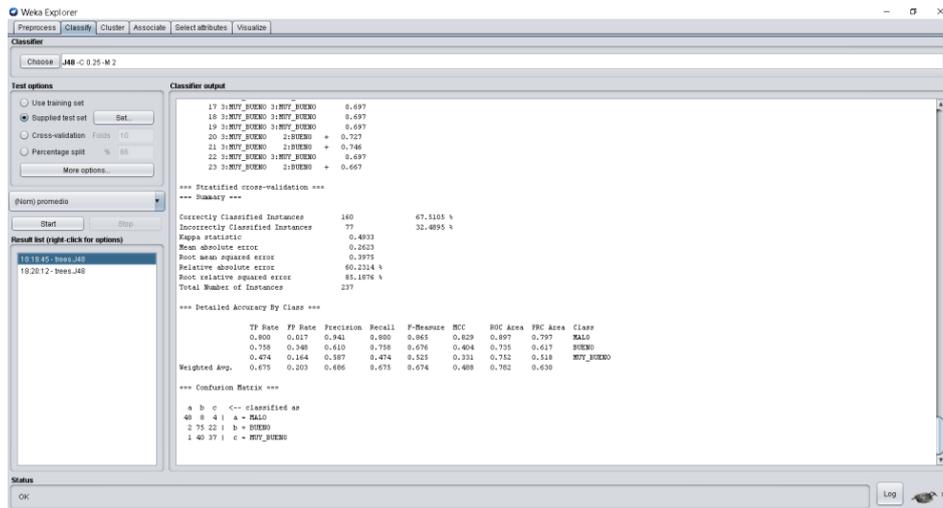
Conforme la hipótesis general planteada para la presente tesis como:

H1: Es posible aplicar la metodología de minería de datos denominada “árboles de decisión” para crear un modelo de predicción del comportamiento del rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC.

Se considera que ésta ha quedado demostrada con la aceptación de la hipótesis específica 1, la cual señala que sí fue posible determinar los factores que permiten predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC, ello pese a que el porcentaje de concordancia halla resultado en un nivel de “concordancia moderada”, pues considero también que la misma puede mejorarse a través de la priorización y mejor elección de las preguntas del cuestionario a través conforme los pesos asignados por el software Weka de la base de entrenamiento.

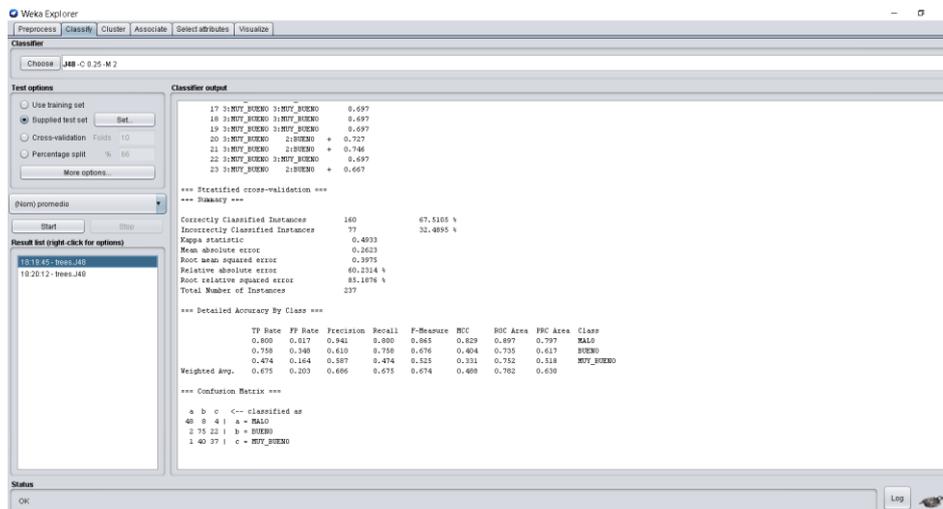
Por ello, a fin de demostrar dicho hecho se elaboró una nueva base de datos de entrenamiento y prueba de predicción considerando solamente los 5 niveles iniciales del árbol de decisión generado por el software Weka conforme se muestra en las figuras siguientes:





Fuente: Elaboración propia

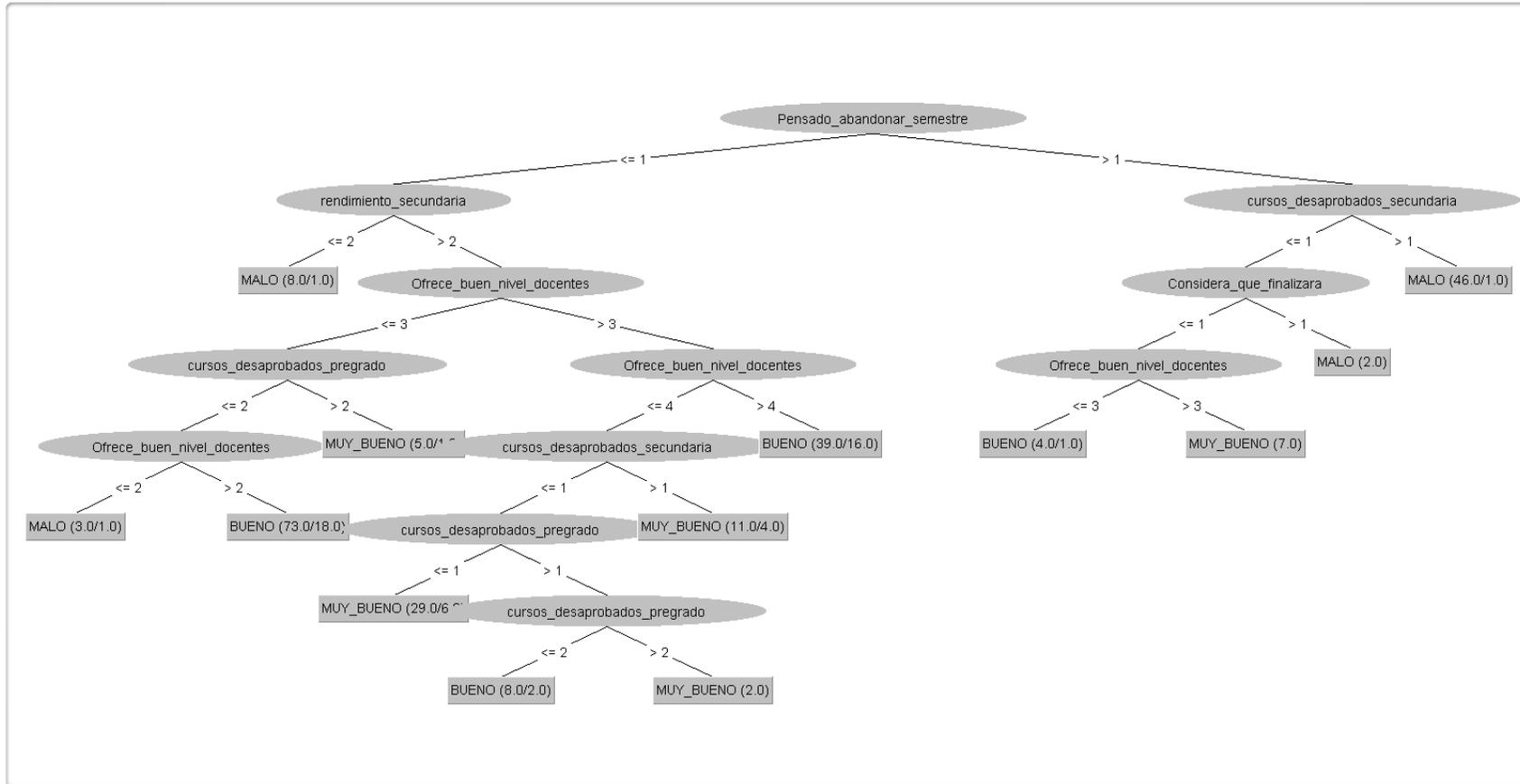
Figura 46. Vista 3 del análisis de la base de entrenamiento con el algoritmo J48 considerando solo los 5 primeros niveles del árbol de decisión



Fuente: Elaboración propia

Figura 47. Vista 4 del análisis de la base de entrenamiento con el algoritmo J48 considerando solo los 5 primeros niveles del árbol de decisión

En las figuras anteriores se muestran los resultados del análisis y comparación de las predicciones realizados por el software Weka con una base de datos reajustada para considerar solamente los 5 primeros niveles del árbol de decisión generado por el modelo de predicción inicial.



Fuente: Elaboración propia

Figura 48. Árbol de decisión generado por del análisis de la base de entrenamiento con el algoritmo J48 por el software Weka al priorizarse los 5 primeros niveles del árbol generado en el modelo inicial

Además, para confrontar las predicciones generadas por este segundo modelo de predicción se utilizó un nuevo archivo de texto para el ingreso de datos a través de la opción “supply test set” desde la pestaña “classify” del software Weka utilizando la estructura mostrada en la figura siguiente:



```

Matriz de datos 5 principales para predicción.arff: Bloc de not...
Archivo Edición Formato Ver Ayuda
@relation rendimiento

@attribute rendimiento_secundaria real
@attribute cursos_desaprobados_secundaria real
@attribute cursos_desaprobados_pregnado real
@attribute Pensado_abandonar_asignatura real
@attribute Pensado_abandonar_semestre real
@attribute Considera_que_finalizara real
@attribute Ofrece_buen_nivel_docentes real
@attribute promedio {MALO,BUENO,MUY_BUENO}

@data

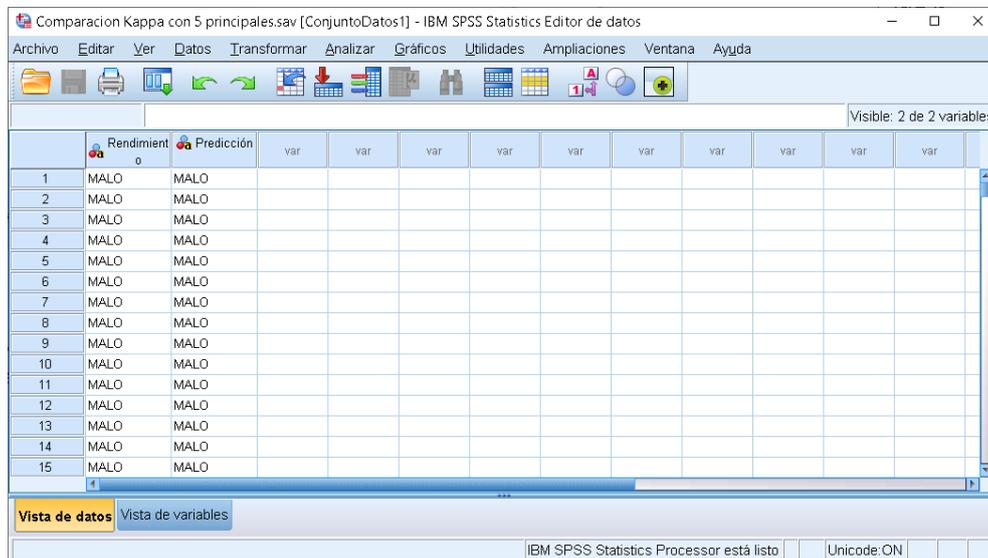
3,3,1,1,5,1,4,?
5,3,1,2,5,1,4,?
3,2,1,1,2,1,3,?
3,2,3,1,2,1,4,?
3,2,1,1,5,1,5,?
3,3,1,1,5,1,3,?
5,1,2,3,1,2,1,?
3,3,1,1,3,1,1,?
2,3,1,3,1,1,3,?
3,3,1,1,3,1,2,?
2,4,2,1,2,1,4,?
3,1,1,1,4,2,2,?
3,2,3,2,3,2,5,?
2,3,2,3,3,1,3,?
2,1,1,2,2,2,5,?
3,3,1,3,1,1,3,?
4,2,1,2,4,1,5,?
3,2,1,1,5,1,5,?
3,2,1,1,1,1,4,?
2,1,1,1,1,2,2,?
3,2,1,2,2,1,4,?

```

Fuente: Elaboración propia

*Figura 49.* Preparación de datos del cuestionario para ingreso como base de datos para predicción al software Weka utilizando los 5 niveles principales del árbol de decisión

Los resultados obtenidos con este método de predicción fueron estructurados y comparados con los valores reales del rendimiento, a través del software SPSS en su versión 25 conforme se muestra:



Fuente: Elaboración propia

Figura 50. Ingreso de datos en el software SPSS v. 25.0 para el análisis de coeficiente Kappa en comparación de los datos de rendimiento académico reales y los predichos por el software Weka utilizando los 5 niveles principales del árbol de decisión

Los resultados obtenidos por el SPSS fueron los siguientes:

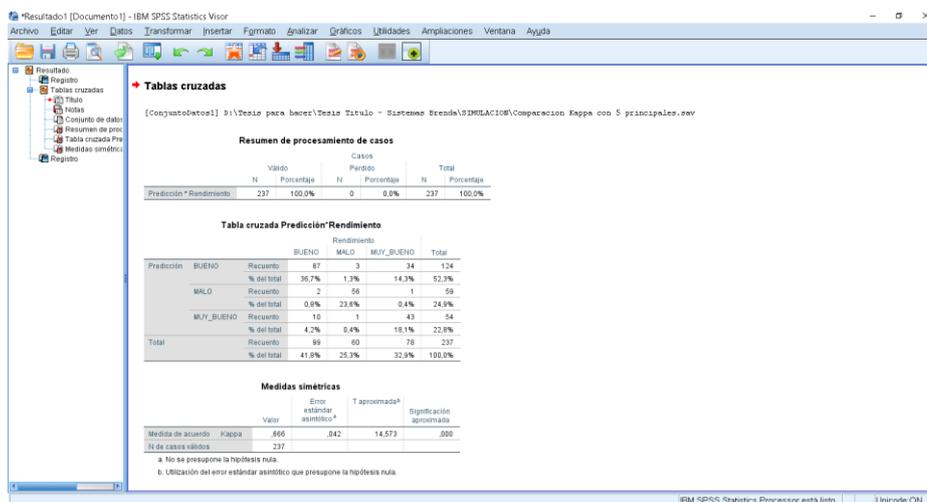


Figura 51. Resultado del análisis de coeficiente Kappa por SPSS v. 25.0

Evalúamos entonces el **valor del índice Kappa obtenido y este fue de 0,666** y corroborando la fuerza de esta relación a través de la tabla 2, se concluye que la concordancia de este modelo reajustado corresponde a “considerable” lo cual ya permite adjudicar una mayor confiabilidad a las predicciones realizadas por el modelo reajustado.

Por todo lo expuesto entonces se considera que ha quedado demostrada la hipótesis general de esta tesis.

## Capítulo 5

# DISCUSIÓN, CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

### 5.1. Discusión

En la presente tesis se logró demostrar la hipótesis general formulada, relacionando las variables de estudio rendimiento académico y técnicas de árbol de decisión a través de la generación de un modelo de predicción utilizando el software Weka y algoritmo de árboles de decisión J48, dicha metodología y resultado fue similar al realizado y obtenido por las investigaciones de Sadic, Abdulaziz, Fadl y Najoua (2018), Amaya, Barrientos y Heredia (2014), Timarán, Caicedo e Hidalgo (2019), y Camborda Z. (2014); resaltando que no se utilizaron los modelos basados en técnicas multivariantes del estudio realizado por García (2015).

En relación a la exactitud del modelo de predicción generado en el software Weka utilizando la técnica de árboles de decisión para predecir el rendimiento académico fue de un 62,45%, dicho resultado fue en menor porcentaje al obtenido por la investigación de Sadic, Abdulaziz, Fadl, & Najoua (2018) en su investigación que también trató sobre la predicción del rendimiento académico estudiantil, obteniendo ellos un 73% con el algoritmo J48, sin embargo, muy cercano al 69% de efectividad obtenido por Canvia (2019). También resultó menor al obtenido en la investigación de

Camborda Z. (2014) quien obtuvo un porcentaje mayor al 80% en su estudio de predicción de rendimiento académico utilizando el mismo algoritmo y software; así también menor al 80% de precisión de los modelos para los datos de entrenamiento y un 76% para los datos de validación del modelo generado en la investigación de Orihuela (2019).

También nuestro resultado en exactitud fue menor a la obtenida por Yamao (2018), quien obtuvo un 82.87% de acierto utilizando árbol de decisiones. Pese a dicho resultado en menor porcentaje, se considera que es posible mejorar la exactitud priorizando las preguntas y atributos que analice el modelo para predecir el rendimiento académico.

En cuanto a la concordancia, ésta fue estimada utilizando el índice Kappa, cuyo valor fue de 0,4199 (como se muestra en la figura 42), al cual le corresponde una concordancia moderada, tal consideración no fue analizada por ninguna de las investigaciones señaladas en las investigaciones consignadas en los antecedentes de la presente tesis. Además, se debe tomar en consideración que se generó un modelo de predicción ajustado, el cual considera solamente los cinco primeros niveles del árbol de decisiones generado por el modelo inicial, obteniéndose así una mejor concordancia, la cual fue medida de nuevo por el índice Kappa, el cual alcanzó un valor de 0,666% al cual le corresponde una asociación de “considerable” conforme la valoración expuesta en la tabla 2.

## 5.2. Conclusiones

Se logró demostrar la hipótesis general formulada, ello en razón a que sí fue posible aplicar la metodología de minería de datos denominada “árboles de decisión” para crear un modelo de predicción del comportamiento del rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC, lo cual demuestra que sí existe una correlación entre las variables de estudio rendimiento académico y técnicas de árbol de decisión.

Se demostró la hipótesis específica N°1 por lo tanto, se acepta que “sí fue posible determinar los factores que permiten predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC”, los cuales fueron jerarquizados en un árbol de decisiones.

La hipótesis específica N°2 formulada como: “La exactitud de la técnica de árboles de decisión para predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC es muy buena” no pudo ser demostrada pues la exactitud con el modelo de predicción inicial solo alcanzó a un valor de 62,45%.

La hipótesis específica N°3 formulada como: “La medida de concordancia de la técnica de árboles de decisión para predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC es muy buena” no pudo ser demostrada pues la concordancia, medida a través del índice Kappa de Cohen alcanzó un valor de 0,4199 al que le corresponde una concordancia “moderada” y para el modelo reajustado un valor de 0,666% que aún es insuficiente para considerarse “muy buena”.

### 5.3. Recomendaciones

Al haberse demostrado la hipótesis general, la cual señala que es posible generar un modelo de predicción del rendimiento académico utilizando el software Weka y los atributos identificados a través de la técnica de árboles de decisión establezca los procedimientos necesarios para que se capture la información necesaria a través del cuestionario planteado de los nuevos estudiantes y se efectúe la predicción con los datos obtenidos. Tal información podrá considerarse como un factor de apoyo para el proceso de selección de postulantes a las maestrías correspondientes.

Se recomienda además de la captura y realización de la predicción a través de este modelo, se ponga de conocimiento el resultado de la misma al estudiantes, ello con la finalidad que sea consciente que estadísticamente presenta elementos que lo predisponen a un rendimiento académico bajo por lo que debe tomar las medidas necesarias y cambios en sus actitudes y hábitos para evitar el mismo.

Se recomienda difundir en el ambiente interno de la UNJFSC los resultados de la presente investigación a fin de que otras escuelas profesionales interesadas puedan generar su propio modelo de rendimiento académico y obtener más datos para identificar a los estudiantes que por sus situaciones y características personales se encuentren predispuestos a un rendimiento académico bajo y tomar las acciones correctivas a tiempo.

## Capítulo 6

### Fuentes de Información

#### 6.1. Fuentes Bibliográficas

Camborda, Z. M. (2014). *Aplicación de árboles de decisión para la predicción del rendimiento académico de los estudiantes de los primeros ciclos de la carrera de ingeniería civil de la Universidad Continental*. Tesis para optar por el grado académico de Magíster en Ingeniería de Sistemas , Universidad Nacional del Centro del Perú, Escuela de Posgrado, Huancayo.

Canvia, D. I. (2019). *Predicción del rendimiento académico de los estudiantes de la UNSAAC a partir de sus datos de ingreso utilizando algoritmos de aprendizaje automático*. Tesis para obtener el grado académico de Maestro en Informática, Universidad Nacional de San Antonio Abad del Cusco, Escuela de Posgrado, Cusco.

Colonio Garcia, L. A. (2017). *Estilos de aprendizaje y rendimiento académico de los estudiantes de los cursos comprendidos dentro de la línea de construcción DAC-FIC-UNI*. Universidad Peruana Cayetano Heredia, Lima.

García, D. (2015). *Construcción de un modelo para determinar el rendimiento académico de los estudiantes basado en learning analytics (análisis de aprendizaje) mediante el uso de técnicas multivariantes*. Tesis doctoral, Universidad de Sevilla, Sevilla.

Hernández, R., Fernández, C., & Baptista, P. (2014). *Metodología de la Investigación* (Sexta ed.). México:: Mc Graw Hill. Obtenido de

<http://www.mediafire.com/file/7n8p2lj3ucs2r3r/Metodolog%C3%ADa+de+la+Investigaci%C3%B3n+-sampieri-+6ta+EDICION.pdf>

Ministerio de Educación. (2009). *Cómo rinden los · estudiantes peruanos en comunicación y matemática: Resultados de la evaluación nacional 2009 informe descriptivo*. Lima.

Ministerio de Educación. (2016). *Currículo Nacional de la Educación Básica*. Lima.

Orihuela, G. (2019). *Aplicación de Data Science para la Predicción del Rendimiento Académico de los Estudiantes de la Facultad de Ingeniería de Sistemas de la Universidad Nacional del Centro del Perú*. Universidad Nacional del Centro del Perú, Facultad de Ingeniería de Sistemas, Huancayo.

Osorio Calderón, P. (2010). *Propuesta de un Modelo de Simulación como herramienta en la justificación y comprensión de la toma de decisiones en la inversión pública. Un enfoque sistemático*. Tesis para optar por el título de Ingeniero de Sistemas, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga.

Rivera Castellanos, C. (2010). *Construcción de un Modelo de comportamiento turístico con Dinámica de sistemas*. Trabajo de Graduación, Universidad de San Carlos de Guatemala, Facultad de Ingeniería, Guatemala.

Santa Catalina, I. (2010). *Modelo de Dinámica de Sistemas para la implantación de Tecnologías de la Información en la Gestión Estratégica Universitaria*. Universidad del País Vasco, Donostia. Obtenido de <http://www.ehu.eus/i.morlan/tesis/index.html>

Yamao, E. (2018). *Predicción del rendimiento académico mediante minería de datos en estudiantes del primer ciclo de la escuela profesional de Ingeniería de Computación y Sistemas de la Universidad de San Martín de Porres, Lima-Perú*. Universidad San Martín de Porres, Lima. Obtenido de [http://www.repositorioacademico.usmp.edu.pe/bitstream/usmp/3555/3/yamao\\_e.pdf](http://www.repositorioacademico.usmp.edu.pe/bitstream/usmp/3555/3/yamao_e.pdf)

Yarlequé Wong, R. (2019). *Estilos de aprendizaje en el rendimiento académico de los estudiantes del primer grado de primaria de la Institución Educativa N° 20320, Domingo Mandamiento Sipán, Huacho, 2008*. Huacho.

## 6.2. Fuentes Hemerográficas

Cerda, J., & Villarroel, J. (2008). Evaluación de la concordancia inter-observador en investigación pediátrica: Coeficiente de Kappa. *Revista chilena de pediatría*, 79(1), 54-58. Obtenido de [https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0370-41062008000100008](https://scielo.conicyt.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0370-41062008000100008)

Cuji, B., Gavilanes, W., & Sanchez, R. (2017). Modelo predictivo de deserción estudiantil basado. *Espacios*, 55(38), 17. Obtenido de [Espacios: https://www.revistaespacios.com/a17v38n55/a17v38n55p17.pdf](https://www.revistaespacios.com/a17v38n55/a17v38n55p17.pdf)

Kumar, S., Baharadwaj, B., & Pal, S. (2012). Data Mining Applications: A comparative Study for Predicting Student's performance. *International Journal Of Innovative Technology & Creative Engineering*, 1(1), 13-19.

Menacho Chiok, C. (2017). Predicción del rendimiento académico aplicando técnicas de minería de datos. *Anales Científicos*, 78(1).

Sadic, H., Abdulaziz, D., Fadl, M.-A., & Najoua, R. (Febrero de 2018). Educational Data Mining and Analysis of Students' Academic Performance Using WEKA. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 9(2), 447-459. doi:DOI: 10.11591/ijeecs.v9.i2

Timarán, R., Caicedo, J., & Hidalgo, A. (2019). Árboles de decisión para predecir factores asociados al desempeño académico de estudiantes de bachillerato en las pruebas Saber 11°. *Rev.Investig.Desarro.Innov.*, 9(2), 363-378. doi:10.19053/20278306.v9.n2.2019.9184

### 6.3. Fuentes Electrónicas

Agencia Peruana de Noticias. (15 de Marzo de 2019). *MEF: Presupuesto público 2019 prioriza sectores de Educación y Salud*. Obtenido de Andina: <https://andina.pe/agencia/noticia-mef-presupuesto-publico-2019-prioriza-sectores-educacion-y-salud-734213.aspx>

Amaya, Y., Barrientos, E., & Heredia, D. (2014). *Modelo predictivo de deserción estudiantil utilizando técnicas*. Obtenido de Redclara: <https://documentos.redclara.net/bitstream/10786/759/1/124-22-3-2014-Modelo%20predictivo%20de%20deserci%C3%B3n%20estudiantil%20utilizando%20t%C3%A9cnicas%20de%20miner%C3%ADa%20de%20datos.pdf>

Chávez, A. (2006). *Bienestar psicológico y su influencia en el rendimiento*. Universidad de Colima, Colima - México. Obtenido de [http://digeset.ucol.mx/tesis\\_posgrado/pdf/alfonso\\_chavez\\_uribe.pdf](http://digeset.ucol.mx/tesis_posgrado/pdf/alfonso_chavez_uribe.pdf)

Córdoba, L. (16 de Junio de 2011). *Weka*. Obtenido de Minería de Datos: <http://cor-mineriadedatos.blogspot.com/2011/06/weka.html>

Gestión. (11 de Noviembre de 2018). Estas son las maestrías más solicitadas y sus costos en las principales universidades. *Gestión*. Obtenido de <https://gestion.pe/economia/management-empleo/son-maestrias-solicitadas-peru-costos-249579-noticia/>

Microsoft. (2019). *Data Mining Concepts*. Recuperado el 27 de Diciembre de 2019, de <https://docs.microsoft.com/en-us/analysis-services/data-mining/data-mining-concepts>

Santa Catalina, I. (2010). *Modelo de Dinámica de Sistemas para la implantación de Tecnologías de la Información en la Gestión Estratégica Universitaria*. Universidad del País Vasco, Donostia. Obtenido de <http://www.ehu.es/i.morlan/tesis/index.html>

- SUNEDU. (2019). *Estadísticas de Universidades por Programa de estudios*. Recuperado el 19 de Marzo de 2019, de <https://www.sunedu.gob.pe/sibe/>
- UNJFSC. (2016). *Reglamento de Organización y Funciones*. Recuperado el 19 de Marzo de 2019, de [http://www.transparencia.gob.pe/enlaces/pte\\_transparencia\\_enlaces.aspx?id\\_entidad=10045&id\\_tema=5&ver=D#.XJEKqSJKj3g](http://www.transparencia.gob.pe/enlaces/pte_transparencia_enlaces.aspx?id_entidad=10045&id_tema=5&ver=D#.XJEKqSJKj3g)
- UNJFSC. (2018). *Escuela de Posgrado*. Recuperado el 19 de Marzo de 2019, de Web institucional: <http://www.unjfsc.edu.pe/posgrado.php>
- UNJFSC. (2018). *Estatuto*. Obtenido de <http://www.unjfsc.edu.pe/archivos/emergente/Estatuto-2018-UNJFSC.pdf>
- WEEBLY. (2016). *Construcción, análisis y explotación de modelos*. Obtenido de Dinámica de Sistemas: <https://dinamicadesistemas.weebly.com/unidad-tres.html>

## **Anexos**

## 7.1. Matriz de Consistencia

**TÍTULO: PREDICCIÓN DEL RENDIMIENTO ACADÉMICO UTILIZANDO LA TÉCNICA DE ÁRBOLES DE DECISIÓN  
EN LOS PROGRAMAS DE MAESTRÍA DE EDUCACIÓN EN LA ESCUELA DE POSGRADO DE LA UNIVERSIDAD NACIONAL JOSÉ FAUSTINO  
SÁNCHEZ CARRIÓN**

PROBLEMAS	OBJETIVOS	HIPOTESIS	VARIABLES Y DIMENSIONES	METODOLOGIA
<b><u>Problema General:</u></b>	<b><u>Objetivo General:</u></b>	<b><u>Hipótesis General:</u></b>		
¿Es posible aplicar la metodología de minería de datos denominada “árboles de decisión” para crear un modelo de predicción del comportamiento del rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC?	Determinar si es posible aplicar la metodología de minería de datos denominada “árboles de decisión” para crear un modelo de predicción del comportamiento del rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC.	Es posible aplicar la metodología de minería de datos denominada “árboles de decisión” para crear un modelo de predicción del comportamiento del rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC.		<b>POBLACIÓN:</b> 237 alumnos de las maestrías del sector educación matriculados en el ciclo académico 2019-II de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC.
<b><u>Problemas específicos:</u></b>	<b><u>Objetivos específicos:</u></b>	<b><u>Hipótesis específicas:</u></b>		<b>MUESTRA:</b> Se utilizó el muestreo no probabilístico poblacional.
1.- ¿Es posible determinar los factores que permiten predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC utilizando la técnica de árboles de decisión?	1.- Determinar los factores que permiten predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC utilizando la técnica de árboles de decisión.	1. Sí es posible determinar los factores que permiten predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC.	<b>V. Independiente:</b> Rendimiento académico  <b>Dimensiones</b> Nota de promedio ponderado Identificación Académicas Actitudinales Institucionales	<b>TIPO:</b> Tipo aplicada, de nivel correlacional, de diseño no experimental de corte transversal y enfoque cuantitativo.
2.- ¿Cuál es la exactitud de la técnica de árboles de decisión para predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC?	2.- Determinar la exactitud de la técnica de árboles de decisión para predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC.	2. La exactitud de la técnica de árboles de decisión para predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de la UNJFSC es muy buena.	<b>V. Dependiente:</b> Técnicas de árbol de decisión  <b>Dimensiones</b> Aplicación de la técnica	<b>TECNICAS DE RECOLECCIÓN DE DATOS:</b> Se utilizó el análisis documental en relación al rendimiento académico y la aplicación de un cuestionario para obtener los factores para el modelo de predicción. Prueba estadística: Se utiliza el índice Kappa para analizar la medida de la variabilidad (precisión) alcanzada por el modelo de predicción.
3.- ¿Cuál es la medida de concordancia de la técnica de árboles de decisión para predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de los programas de maestría del sector educación de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC?	3.- Calcular la medida de concordancia de la técnica de árboles de decisión para predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC.	3. La medida de concordancia de la técnica de árboles de decisión para predecir el rendimiento académico de la población estudiantil de la Escuela de Posgrado de la UNJFSC es muy buena.		<b>PRUEBA ESTADÍSTICA:</b> Índice Kappa de Cohen

## 7.2. Instrumento para la toma de datos

### Cuestionario a la población estudiantil de la Escuela de Posgrado

Este es un cuestionario que permitirá determinar los factores clave para un modelo que busca predecir el rendimiento académico de los alumnos de la Escuela de Posgrado.

Nombres y Apellidos del estudiante: \_\_\_\_\_

Maestría / Doctorado: \_\_\_\_\_

*(Se guardará reserva de los datos proporcionados y se publicará solo el consolidado resultante).*

Nro.	Ítem	Marque su respuesta				
<b>Variables de identificación</b>						
1	Identifique su sexo	M			F	
2	¿Cuál es su edad?	20 a 30	31 a 40	41 a 50	51 a 40	41 a más
3	¿Cuál es su estado civil?	Soltero	Conviviente	Casado	Viudo	Divorciado
4	¿Su trabajo se relaciona con su carrera de pregrado?	SI			NO	
5	¿Cuántos hijos tiene?	0	1	2	3 a 4	5 a más
6	¿En qué rango se encuentra su ingreso familiar? (en soles – considerar los ingresos sumados si ambos cónyuges trabajan)	1000 a 3000	3001 a 4000	4001 a 5000	5000 a 8000	8001 a más
<b>Variables académicas</b>						
En relación a su educación secundaria						
7	¿Cómo evalúa su rendimiento académico durante la secundaria?	Muy Malo	Malo	Regular	Bueno	Muy bueno
8	Si ha desaprobado asignaturas en secundaria, ¿Cuántas fueron?	0	1	2 a 4	5 a 8	9 a más
9	¿Durante la secundaria repitió algún año?	SI			NO	
10	¿Cómo evalúa su rendimiento académico durante la carrera universitaria de pregrado?	Muy Malo	Malo	Regular	Bueno	Muy bueno
11	¿Ha desaprobado asignaturas en su carrera de pregrado, cuántas fueron?	0	1	2 a 4	5 a 8	9 a más

<b>Variables actitudinales:</b>						
En relación al grado de influencia de los diferentes motivos en la elección de sus estudios actuales de Posgrado						
12	Valor formativo	Muy poca	Poca	Regular	Buena	Muy buena
13	Autorrealización	Muy poca	Poca	Regular	Buena	Muy buena
14	Exigencia del Mercado laboral	Muy poca	Poca	Regular	Buena	Muy buena
15	Ascenso social	Muy poca	Poca	Regular	Buena	Muy buena
16	Horario de estudios	Muy poca	Poca	Regular	Buena	Muy buena
17	Prestigio de la universidad	Muy poca	Poca	Regular	Buena	Muy buena
En relación a sus deseos de desertar de los estudios de Postgrado						
18	¿Ud., ha pensado en abandonar alguna asignatura?	Nunca	Poco	A veces	Regularmente	Siempre
19	¿Ud., ha pensado en abandonar algún semestre?	Nunca	Poco	A veces	Regularmente	Siempre
20	¿Ud., ha pensado en cambiarse de maestría o doctorado?	Nunca	Poco	A veces	Regularmente	Siempre
21	¿Ud., ha pensado en Retirarse definitivamente de sus estudios de post grado?	Nunca	Poco	A veces	Regularmente	Siempre
22	¿Usted considera que finalizará con éxito sus estudios?	SI		NO		
<b>Variables institucionales</b>						
¿Cuál es su percepción sobre si la universidad...						
23	Tiene una infraestructura adecuada para la maestría/doctorado	Muy poca	Poca	Regular	Buena	Muy buena
24	Cuenta con los equipos adecuados para la maestría/doctorado	Muy poca	Poca	Regular	Buena	Muy buena
25	Imparte las asignaturas correctas para la maestría/doctorado	Muy poca	Poca	Regular	Buena	Muy buena
26	Ofrece un buen nivel profesional de los docentes	Muy poca	Poca	Regular	Buena	Muy buena

### 7.3. Sábana de datos: Puntajes obtenido por pregunta del Cuestionario aplicado

Maestría	Prom.	P1	P2	P3	P4	P5	P6	P7	P8	P9	P10	P11	P12	P13	P14	P15	P16	P17	P18	P19	P20	P21	P22	P23	P24	P25	P26	P27	Rendimiento
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	1	22	2	2	2	2	3	3	1	5	1	4	4	3	3	3	2	1	5	2	3	1	2	4	5	4	4	MA_LO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	0	1	22	1	2	1	2	5	3	1	2	1	4	4	3	2	5	1	2	5	1	2	1	3	5	4	4	4	MA_LO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	0	2	23	1	2	1	2	3	2	1	2	1	3	1	4	3	2	3	1	2	1	1	1	3	5	3	3	3	MA_LO
PEDAGOGÍA	0	2	23	1	2	1	2	3	2	1	3	3	2	3	3	1	3	4	1	2	2	2	1	5	2	1	4	4	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	1	25	2	2	2	3	3	2	2	2	1	5	5	2	5	4	1	1	5	2	1	1	1	1	3	5	5	MA_LO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	0	2	25	2	2	2	2	3	3	1	2	1	2	1	2	5	5	3	1	5	1	1	1	2	2	2	3	3	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	1	26	1	2	1	3	5	1	1	2	2	5	5	3	4	3	4	3	1	1	1	2	2	2	2	1	4	MA_LO
PEDAGOGÍA	0	2	26	1	2	1	3	3	3	2	3	1	1	5	2	4	2	2	1	3	1	3	1	2	3	4	1	4	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	1	26	1	1	1	3	2	3	1	3	1	3	3	5	3	1	1	3	1	1	1	1	4	1	1	3	3	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	2	26	2	1	2	2	3	3	2	2	1	1	3	4	4	2	4	1	3	1	1	1	5	4	4	2	4	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	2	26	1	1	1	3	2	4	1	3	2	1	3	1	5	4	5	1	2	1	1	1	4	5	2	4	4	MA_LO
PEDAGOGÍA	0	1	27	1	2	1	3	3	1	2	4	1	2	5	1	3	2	5	1	4	2	1	2	3	3	2	2	2	MA_LO
PEDAGOGÍA	0	1	27	2	2	2	2	3	2	1	4	3	5	4	5	5	2	3	2	3	1	1	2	1	4	3	5	5	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	2	27	2	2	3	2	2	3	2	4	2	4	4	1	2	4	4	3	3	1	1	1	2	5	4	3	3	MA_LO
PEDAGOGÍA	0	2	28	1	2	1	3	2	1	1	3	1	1	1	1	5	2	4	2	2	1	1	2	3	4	2	5	5	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	1	28	1	1	1	3	3	3	2	3	1	3	2	4	1	1	2	3	1	1	1	1	1	1	2	2	3	MA_LO
PEDAGOGÍA	0	2	28	2	2	3	3	4	2	2	4	1	4	4	3	4	5	3	2	4	2	1	1	3	2	2	5	5	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	1	29	1	1	1	3	3	2	2	3	1	1	1	2	3	2	2	1	5	1	1	1	4	1	1	5	5	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	1	29	2	1	2	2	3	2	2	3	1	4	3	5	1	2	5	1	1	1	1	1	2	1	2	4	4	MA_LO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	0	2	30	1	2	1	3	2	1	1	2	1	2	4	4	2	2	4	1	1	1	2	2	3	4	3	2	2	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	2	30	2	2	2	3	3	2	2	3	1	3	5	5	3	2	5	2	2	1	1	1	1	1	4	4	4	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	1	30	1	1	1	3	3	2	2	3	1	3	5	4	4	5	2	1	3	1	1	1	3	4	3	5	5	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	2	31	1	1	1	3	3	2	2	3	1	5	2	3	2	3	2	1	5	1	2	1	3	1	5	4	4	MA_LO

PEDAGOGÍA	0	2	31	3	2	2	3	2	2	2	4	3	1	1	4	2	5	3	1	1	1	1	1	3	5	4	5	MA_LO
PEDAGOGÍA	0	2	31	2	2	2	3	3	3	2	2	1	3	2	4	2	2	5	1	2	2	1	1	1	2	1	2	MA_LO
PEDAGOGÍA	0	2	32	2	2	2	3	3	2	2	3	1	2	4	1	2	5	2	1	1	1	1	1	4	1	3	2	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	1	32	1	2	1	2	3	3	1	2	2	5	2	5	5	3	5	1	3	2	1	1	5	2	5	3	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	1	33	1	2	1	2	1	3	2	5	1	4	5	5	3	4	4	1	5	2	3	2	2	1	3	4	MA_LO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	0	2	35	2	2	3	3	5	2	1	3	1	2	2	4	2	5	2	3	3	1	1	1	2	2	4	1	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	2	36	2	2	2	3	3	1	2	3	1	2	5	5	4	2	5	1	2	1	1	1	2	1	3	2	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	2	36	2	2	2	4	3	3	2	2	2	1	5	1	1	2	2	1	4	1	1	1	1	1	2	2	MA_LO
PEDAGOGÍA	0	2	37	2	2	2	3	3	2	2	2	1	4	1	4	5	1	1	2	3	1	1	2	4	5	4	3	MA_LO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	0	2	38	1	2	1	3	3	2	2	4	1	1	4	3	1	4	1	1	3	1	1	1	5	3	5	3	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	1	38	3	1	3	4	3	3	2	2	2	5	5	1	3	4	4	1	5	1	2	1	1	1	3	3	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	1	40	2	2	3	3	3	2	2	2	1	5	3	3	3	2	5	1	3	1	1	1	1	2	3	5	MA_LO
PEDAGOGÍA	0	2	40	3	2	2	3	2	3	2	5	1	5	2	4	1	4	3	1	1	1	3	1	3	5	1	4	MA_LO
PEDAGOGÍA	0	2	40	2	2	2	4	3	4	2	2	1	5	1	5	3	5	5	1	5	1	1	1	4	5	3	4	MA_LO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	0	2	41	2	2	3	4	3	2	2	2	1	1	3	3	3	5	4	1	3	1	1	2	4	1	4	2	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	1	42	2	2	2	3	1	4	1	3	2	3	4	2	4	5	2	3	3	1	3	1	3	1	4	3	MA_LO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	0	1	43	2	2	2	2	2	2	2	2	1	5	1	4	2	4	5	1	1	1	1	1	1	3	1	4	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	2	44	2	2	1	3	2	1	2	3	1	5	5	1	2	5	2	1	1	1	1	1	4	1	5	3	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	2	44	3	2	1	4	3	4	2	3	1	4	5	2	5	3	4	3	2	1	1	1	5	2	1	1	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	1	45	2	1	3	3	3	3	2	2	2	1	5	5	3	4	2	1	2	1	3	1	2	1	3	5	MA_LO
PEDAGOGÍA	0	2	45	2	2	1	3	2	3	2	3	1	2	4	3	4	4	4	1	5	1	1	1	4	3	5	1	MA_LO
PEDAGOGÍA	0	2	46	2	2	1	3	3	2	2	5	1	2	2	4	5	1	4	2	3	1	3	1	3	5	5	4	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	1	46	2	2	2	3	2	3	2	2	1	3	4	5	3	5	5	1	4	1	3	1	5	4	1	1	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	1	46	3	1	2	4	2	2	2	3	1	4	4	3	2	1	5	2	4	1	1	1	5	5	3	4	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	2	46	4	1	2	4	3	3	1	3	2	5	4	3	2	5	5	1	5	1	2	1	5	5	5	3	MA_LO

DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	2	47	2	2	2	2	1	3	2	2	1	1	3	2	1	5	1	2	5	1	1	1	3	3	4	5	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	0	1	47	3	1	2	3	3	3	2	3	1	4	5	4	3	1	4	2	5	2	1	2	1	1	5	2	MA_LO
PEDAGOGÍA	0	2	48	3	2	3	4	5	3	2	3	1	5	5	5	4	5	5	1	3	1	1	1	5	1	1	4	MA_LO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	10	2	23	1	2	1	2	3	3	2	3	2	4	4	1	2	4	3	3	3	1	1	1	5	4	3	1	MA_LO
PEDAGOGÍA	10	2	26	1	2	1	3	3	3	2	2	2	5	1	2	3	4	1	3	2	1	2	1	3	4	1	5	MA_LO
PEDAGOGÍA	10	1	31	2	2	3	3	5	2	2	3	1	2	3	4	2	4	1	2	3	1	1	1	1	1	1	3	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	10	2	36	3	2	2	4	3	2	1	3	2	3	4	5	4	1	3	1	3	1	1	1	4	4	3	5	MA_LO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	10	1	36	1	2	2	3	2	3	2	3	1	1	4	4	4	2	1	3	5	1	1	1	3	3	3	1	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	10	1	38	3	1	3	3	2	2	2	3	1	2	3	5	2	1	2	1	3	1	1	1	4	2	4	1	MA_LO
PEDAGOGÍA	10	2	39	3	2	1	3	2	3	2	2	1	2	5	2	2	4	5	1	2	1	3	1	2	3	2	5	MA_LO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	10	2	40	3	2	3	3	3	2	2	3	1	4	3	3	3	3	4	2	1	1	3	1	4	1	4	5	MA_LO
PEDAGOGÍA	10	2	41	2	2	2	3	2	3	2	3	1	4	2	2	3	5	4	3	1	1	1	1	2	3	3	4	MA_LO
PEDAGOGÍA	12	1	24	2	2	2	2	3	1	2	3	2	1	2	5	3	2	2	1	1	1	1	1	1	4	1	3	BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	12	2	24	1	2	2	2	5	1	2	5	1	2	3	5	5	4	1	1	2	1	1	1	3	2	5	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	12	2	27	1	1	1	2	3	2	2	4	1	4	2	2	1	2	2	1	1	1	1	1	3	5	5	5	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	12	1	28	1	2	1	3	4	1	2	4	1	2	4	5	3	4	3	1	1	1	1	1	2	3	5	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	12	2	28	2	2	2	2	4	2	2	3	1	4	1	1	1	4	4	1	1	1	1	1	5	3	1	4	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	12	1	31	1	2	1	3	4	1	2	3	2	4	3	3	1	2	1	1	1	1	1	1	2	3	5	3	BUENO
PEDAGOGÍA	12	2	42	2	2	1	5	5	1	2	3	1	2	2	1	2	5	5	1	1	1	1	1	3	2	1	3	BUENO
PEDAGOGÍA	12	2	43	2	2	2	5	3	2	2	3	1	2	5	4	1	2	1	1	1	1	1	1	5	2	5	5	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	12	1	45	3	2	2	4	3	1	2	3	2	4	2	5	5	1	1	1	1	1	1	1	3	3	4	3	BUENO
PEDAGOGÍA	12	2	45	3	2	2	5	4	1	2	3	2	5	5	2	2	5	5	1	1	1	1	1	2	2	4	4	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	12	2	46	3	1	2	3	3	1	2	4	1	1	5	3	3	4	1	1	1	1	1	1	3	1	5	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	12	2	47	2	2	3	3	5	2	2	4	1	1	2	2	4	5	4	1	1	1	1	1	4	3	2	5	BUENO
PEDAGOGÍA	12	1	47	3	2	2	3	3	1	2	5	1	2	3	3	4	4	4	1	1	1	1	1	3	2	3	5	BUENO

PEDAGOGÍA	13	1	22	1	2	1	2	3	1	2	3	1	5	1	4	3	2	1	1	1	1	1	1	1	5	1	3	BUENO
PEDAGOGÍA	13	2	24	2	2	2	2	3	1	2	3	1	5	4	1	3	5	1	1	1	1	1	1	2	3	2	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	13	2	28	1	2	1	3	5	1	2	3	1	2	5	3	4	2	3	1	2	2	1	1	3	5	2	3	BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	13	2	32	1	2	1	3	4	2	2	2	1	2	5	2	2	2	5	1	1	1	1	1	5	2	5	3	BUENO
PEDAGOGÍA	13	1	33	2	2	2	3	3	1	2	3	1	5	2	2	4	3	2	1	1	1	1	1	5	3	1	3	BUENO
PEDAGOGÍA	13	2	35	3	2	3	2	5	1	2	4	2	1	3	4	2	1	2	1	1	1	1	1	2	2	2	4	BUENO
PEDAGOGÍA	13	1	35	1	2	1	3	4	2	2	3	1	3	3	3	1	3	5	1	1	1	1	1	5	1	1	5	BUENO
PEDAGOGÍA	13	2	37	1	2	1	3	4	1	2	5	1	1	1	4	1	3	1	1	1	1	1	1	1	2	1	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	13	1	39	2	1	1	4	4	1	2	3	1	4	5	2	1	2	5	1	1	1	1	1	2	5	3	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	13	1	39	3	2	3	3	3	1	2	4	1	1	3	2	5	1	2	1	1	1	1	1	2	2	1	4	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	13	1	40	2	2	2	4	5	1	2	3	2	4	5	1	5	4	5	1	1	1	1	1	4	4	5	4	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	13	1	41	2	2	3	4	3	1	2	3	2	2	1	1	3	4	5	1	1	1	1	1	3	3	2	4	BUENO
PEDAGOGÍA	13	2	41	1	2	2	2	5	1	2	4	1	3	4	4	5	2	5	1	1	1	1	1	3	4	3	5	BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	13	2	42	2	2	2	4	4	1	2	3	1	4	4	5	4	3	4	1	1	1	1	1	4	5	5	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	13	1	42	2	2	2	2	5	1	2	3	1	4	2	5	2	2	2	1	1	1	1	1	1	4	1	3	BUENO
PEDAGOGÍA	13	2	43	2	2	3	5	4	1	2	5	1	2	2	2	1	1	3	1	1	1	1	1	1	1	4	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	13	1	44	2	2	3	3	3	1	2	5	1	2	2	1	5	1	1	2	1	1	1	1	2	4	3	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	13	1	45	2	1	1	3	4	1	2	4	1	1	1	5	4	4	3	1	1	1	1	1	5	5	4	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	13	1	46	3	1	3	3	4	1	2	3	1	5	1	4	5	2	5	1	1	2	1	1	4	3	5	5	BUENO
PEDAGOGÍA	13	2	47	3	2	2	4	3	2	2	4	1	5	2	3	5	5	5	1	1	1	1	1	4	1	4	3	BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	13	2	48	3	2	2	4	3	1	2	5	2	5	4	2	4	2	2	1	1	1	1	1	1	2	5	3	BUENO
PEDAGOGÍA	14	1	23	1	2	1	2	5	1	2	4	1	5	1	1	2	3	2	1	1	1	1	1	1	4	5	3	BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	14	1	28	2	1	2	3	3	1	2	3	1	1	4	2	1	4	3	1	1	1	1	1	3	1	1	3	BUENO
PEDAGOGÍA	14	2	31	1	2	1	3	3	1	2	4	1	1	1	4	2	3	4	1	1	1	1	1	3	3	5	3	BUENO
PEDAGOGÍA	14	2	32	1	2	1	3	3	1	2	5	1	4	1	3	4	2	5	1	1	1	1	1	5	4	5	3	BUENO
PEDAGOGÍA	14	2	32	2	2	2	3	3	1	2	3	1	1	4	4	4	4	4	1	1	1	1	1	4	1	1	3	BUENO

GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	14	1	33	2	2	3	3	3	1	2	3	2	5	2	5	4	2	2	1	1	1	1	1	1	1	5	3	3	BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	14	1	36	3	2	2	4	5	2	2	3	1	5	2	4	5	5	3	1	1	1	1	1	1	1	4	4	3	BUENO
PEDAGOGÍA	14	2	36	2	2	2	4	3	2	2	2	1	4	4	4	4	3	4	1	1	1	1	1	1	5	1	5	4	BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	14	1	37	2	2	3	3	4	1	2	3	1	3	3	2	4	4	3	2	1	1	1	1	1	3	1	2	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	14	1	37	2	2	2	3	4	2	2	4	2	3	3	3	1	4	5	1	1	1	1	1	1	3	2	3	3	BUENO
PEDAGOGÍA	14	2	38	3	2	2	3	5	1	2	3	1	3	2	2	5	3	5	1	1	1	1	1	1	5	2	2	5	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	14	2	40	2	2	2	4	4	1	2	4	1	2	1	5	4	1	4	1	1	1	1	1	1	2	3	1	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	14	1	43	2	2	2	2	4	2	2	5	1	1	2	3	4	2	4	1	1	1	1	1	1	5	4	5	3	BUENO
PEDAGOGÍA	14	2	43	2	2	2	3	3	2	2	4	1	1	5	2	5	1	5	1	1	1	1	1	1	4	2	5	5	BUENO
PEDAGOGÍA	14	2	45	2	2	1	3	2	1	2	3	1	1	3	4	4	3	1	2	1	1	1	1	1	4	5	5	5	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	14	2	46	2	2	1	3	4	1	2	3	1	5	2	4	4	3	4	2	1	1	1	1	1	2	3	2	3	BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	14	2	46	3	2	3	2	5	1	2	5	1	4	5	2	1	2	1	1	1	1	1	1	1	2	5	2	4	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	14	1	46	2	2	2	3	3	2	2	5	1	1	1	1	4	4	4	1	1	1	1	1	1	5	5	3	5	BUENO
PEDAGOGÍA	14	1	48	3	2	2	4	5	1	2	4	2	3	3	2	2	4	2	1	1	1	1	1	1	3	2	3	3	BUENO
PEDAGOGÍA	15	2	22	1	2	1	2	3	1	2	5	1	3	5	3	5	3	5	1	1	1	1	1	1	1	2	5	3	BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	15	1	22	2	2	2	2	4	1	2	3	1	3	4	5	5	5	3	1	1	1	1	1	1	3	4	1	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	2	22	2	1	1	2	5	2	2	5	1	2	4	5	1	4	4	1	1	1	1	1	1	1	5	3	4	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	2	23	1	1	1	2	5	1	2	3	1	2	5	2	1	4	1	1	1	1	1	1	1	3	1	3	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	2	24	2	2	1	2	3	1	2	2	2	4	3	4	4	1	3	1	1	1	1	1	1	5	4	4	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	2	24	2	2	2	2	4	2	2	5	1	1	1	5	2	2	5	1	1	1	1	1	1	4	2	4	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	2	24	2	2	2	2	3	1	2	4	2	5	1	2	4	3	4	1	1	1	1	1	1	4	3	2	4	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	2	25	2	2	2	2	5	3	2	2	1	1	3	3	4	1	5	1	1	1	1	1	1	4	3	4	3	BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	15	2	26	2	2	2	2	3	1	2	5	1	5	3	3	5	2	3	1	1	1	2	1	1	5	3	1	5	BUENO
PEDAGOGÍA	15	2	28	1	2	1	3	5	1	2	4	1	4	3	5	2	5	5	1	1	1	1	1	1	4	4	2	3	BUENO
PEDAGOGÍA	15	2	28	2	2	2	3	4	1	2	4	1	4	4	2	2	3	4	1	1	2	1	1	1	4	4	1	5	BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	15	2	29	1	2	1	2	3	2	2	3	1	5	1	4	1	2	3	1	1	2	1	1	1	4	2	5	3	BUENO

GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	15	1	30	1	2	1	3	3	2	2	3	1	3	2	5	4	5	3	1	1	1	1	1	1	4	3	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	2	31	2	2	2	3	5	1	2	4	1	1	5	3	5	2	5	1	1	1	1	1	5	5	1	3	BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	15	2	32	1	2	1	3	4	1	2	3	2	5	4	4	4	1	3	1	1	1	1	1	5	1	1	5	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	2	32	3	1	2	3	4	2	2	3	1	1	5	2	2	3	5	1	1	1	1	1	4	4	1	5	BUENO
PEDAGOGÍA	15	1	33	1	2	1	2	3	2	2	3	1	2	4	3	1	5	2	1	1	1	1	1	5	4	1	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	2	33	1	2	1	3	5	1	2	3	2	5	5	3	1	4	2	1	1	1	1	1	4	5	3	5	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	1	33	1	2	1	3	4	2	2	5	1	5	5	1	3	1	3	1	2	1	1	1	2	2	2	5	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	1	34	1	2	3	3	5	1	2	3	2	3	4	4	4	1	4	1	1	1	1	1	1	2	3	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	1	34	2	2	3	3	3	2	2	4	1	3	5	2	2	2	5	1	1	1	1	1	5	3	2	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	2	34	3	2	3	3	3	3	2	2	2	5	1	4	5	2	1	1	1	1	1	1	2	4	5	5	BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	15	2	37	2	2	2	3	3	1	2	5	1	3	3	3	2	4	3	1	1	1	1	1	2	3	1	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	1	37	2	2	3	4	5	1	2	3	1	4	2	5	3	1	1	1	1	1	1	1	1	2	5	4	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	1	37	1	2	1	5	5	1	2	3	1	2	4	4	3	1	5	1	1	1	1	1	3	2	5	5	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	1	38	1	2	2	3	3	1	2	3	1	1	4	4	5	5	1	1	1	1	1	1	4	5	2	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	1	38	2	2	2	4	3	2	2	4	1	1	2	5	2	4	2	1	1	1	1	1	4	3	4	3	BUENO
PEDAGOGÍA	15	2	38	3	2	2	3	5	1	2	3	3	3	2	1	3	1	1	1	1	1	1	1	2	5	1	3	BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	15	2	38	3	2	3	3	4	1	2	4	1	5	1	4	2	4	3	1	1	1	1	1	2	3	5	4	BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	15	1	40	3	2	3	3	4	1	2	3	1	5	2	4	3	3	1	1	1	1	1	1	2	5	1	3	BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	15	2	40	2	2	2	4	3	1	2	3	1	4	2	5	4	3	1	1	1	1	1	1	2	5	4	5	BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	15	2	41	1	2	2	4	3	1	2	3	2	5	4	4	2	5	2	1	1	1	1	1	2	2	5	3	BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	15	2	41	2	2	3	3	4	1	2	2	1	3	5	1	2	3	5	2	1	1	1	1	4	5	1	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	1	42	2	2	3	2	4	1	2	3	1	2	1	5	2	1	5	1	1	1	1	1	2	2	5	5	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	1	43	2	2	2	3	4	1	2	3	2	1	5	3	4	3	2	2	1	1	1	1	3	2	2	4	BUENO
PEDAGOGÍA	15	2	44	2	2	2	3	5	1	2	3	2	4	4	1	2	3	4	2	1	1	1	1	3	1	3	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	1	45	2	2	2	4	4	1	2	3	1	1	5	5	1	5	4	1	1	1	1	1	4	1	2	4	BUENO

DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	2	45	3	1	3	4	3	1	2	5	1	3	5	2	4	2	1	1	1	1	1	1	2	3	3	4	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	2	45	3	1	1	4	5	1	2	4	1	3	4	4	1	3	2	2	1	1	1	1	5	3	3	5	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	1	46	4	2	2	3	3	1	2	5	1	5	5	1	2	1	5	1	1	1	1	1	1	4	2	5	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	1	46	4	2	3	3	3	2	2	3	2	5	2	2	3	1	4	1	1	1	1	1	5	1	2	5	BUENO
PEDAGOGÍA	15	2	47	3	2	2	4	5	1	2	3	1	5	4	1	4	3	2	1	2	1	2	1	5	4	4	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	2	47	3	2	3	4	3	3	2	4	1	2	4	4	3	1	4	1	1	1	2	1	3	3	4	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	2	47	3	2	2	3	3	3	2	3	1	1	2	4	1	5	5	1	1	1	1	1	4	5	4	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	2	47	5	2	2	3	4	1	2	4	2	3	3	3	4	3	3	1	1	1	1	1	4	1	5	5	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	15	1	48	5	1	3	5	4	3	2	5	1	2	5	3	1	3	2	1	1	1	1	1	3	4	1	3	BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	1	23	1	2	2	2	3	1	2	3	2	4	5	3	2	1	3	1	1	1	1	1	2	5	2	5	MUY_BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	16	2	23	3	2	2	2	3	1	2	3	1	4	5	2	5	5	1	1	2	1	1	1	3	2	1	5	MUY_BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	16	2	23	1	2	1	2	5	2	2	3	1	5	2	1	2	5	5	1	1	1	1	1	4	1	1	4	MUY_BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	16	2	23	2	2	1	2	3	1	2	3	1	4	1	1	1	3	4	1	1	1	1	1	4	4	3	4	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	2	24	1	2	1	2	4	1	2	3	1	2	5	5	4	1	3	1	3	1	1	1	3	2	1	4	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	16	2	24	2	2	1	2	3	1	2	3	1	1	1	5	1	1	4	1	1	1	1	1	1	4	4	4	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	2	24	1	2	1	2	5	1	2	3	1	3	4	4	4	5	4	1	1	1	1	1	3	4	3	4	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	2	24	2	1	2	3	5	1	2	4	1	5	5	3	2	2	1	1	1	1	1	1	1	3	3	5	MUY_BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	16	2	24	2	1	2	2	5	1	2	5	1	4	3	5	5	1	1	1	1	1	1	1	5	2	4	3	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	2	26	2	2	2	3	4	2	2	4	2	4	1	2	2	1	5	1	1	2	1	1	5	2	5	4	MUY_BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	16	2	26	2	2	2	3	5	1	2	4	1	2	5	3	4	4	4	2	1	1	1	1	1	3	3	4	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	16	2	26	2	2	2	2	3	1	2	4	1	5	1	2	2	1	5	1	1	1	2	1	5	3	2	3	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	1	26	1	2	1	2	5	1	2	4	1	5	2	3	2	2	1	1	1	1	1	1	5	3	2	3	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	1	27	2	1	2	2	5	1	2	4	1	3	4	4	4	3	1	1	2	1	1	1	3	5	3	5	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	16	2	27	2	2	2	3	3	1	2	4	1	1	2	4	4	4	3	3	1	1	1	1	4	3	4	4	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	16	2	27	2	2	2	2	3	1	2	4	1	4	3	3	2	4	3	2	1	1	1	1	5	2	1	5	MUY_BUENO

DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	2	29	3	1	2	2	3	1	2	3	1	3	2	5	5	1	5	1	1	1	1	1	4	5	2	3	MUY_BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	16	2	29	2	2	2	2	4	1	2	5	1	2	1	2	2	3	2	1	1	1	1	1	1	2	2	2	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	1	30	3	2	3	3	3	1	2	5	1	1	3	4	3	5	2	1	1	1	1	1	2	3	1	4	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	16	1	30	1	2	1	3	4	1	2	3	1	5	2	2	4	5	1	1	1	1	1	1	5	1	2	4	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	16	2	30	2	2	2	3	5	1	2	3	1	2	4	1	3	5	3	1	1	1	1	1	3	2	3	4	MUY_BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	16	2	31	2	2	2	3	3	2	2	5	2	1	2	4	4	3	3	1	1	1	1	1	3	4	4	5	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	16	1	31	2	2	2	4	5	3	2	5	2	5	5	3	2	2	3	1	1	1	2	1	4	5	3	4	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	16	2	31	2	2	2	4	4	1	2	4	1	4	5	4	5	5	1	1	1	1	1	1	3	3	1	3	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	16	1	32	1	2	1	3	5	1	2	5	1	1	1	5	3	5	3	1	1	1	1	1	3	1	2	4	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	1	33	1	2	1	3	4	1	2	3	2	3	4	3	2	4	4	1	1	1	1	1	3	5	1	4	MUY_BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	16	2	34	3	1	2	2	5	2	2	4	1	2	3	3	4	2	1	1	1	1	1	1	2	5	3	4	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	16	2	34	2	2	2	2	4	1	2	4	1	5	4	5	2	3	1	2	1	1	1	1	5	2	1	3	MUY_BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	16	2	35	2	2	2	3	4	1	2	4	1	3	5	5	5	1	2	1	1	1	1	1	5	4	3	4	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	2	37	1	1	2	3	4	1	2	4	1	5	3	2	2	2	5	1	1	1	1	1	4	3	4	4	MUY_BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	16	2	37	1	2	2	3	4	1	2	4	1	4	1	4	1	1	5	1	1	1	1	1	5	2	5	4	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	16	1	37	1	2	3	3	5	1	2	4	1	3	2	1	5	1	5	1	1	1	1	1	2	1	1	4	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	1	39	3	2	2	3	4	1	2	3	2	5	3	5	3	4	1	2	1	1	1	1	5	4	1	4	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	2	40	3	1	3	3	3	1	2	3	1	5	4	3	5	3	2	1	1	1	1	1	4	4	3	5	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	1	40	3	2	3	3	3	1	2	5	1	4	5	1	3	4	3	1	1	1	1	1	5	3	2	4	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	16	2	40	2	2	3	4	3	1	2	3	1	5	3	3	4	2	5	1	1	1	1	1	3	4	3	3	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	16	2	41	2	2	3	4	3	1	2	3	1	4	5	1	5	5	2	1	1	1	1	1	3	3	2	4	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	16	2	41	2	2	2	3	4	1	2	3	3	1	2	3	4	4	5	1	1	1	2	1	5	3	5	4	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	2	41	2	1	3	4	5	1	2	4	1	4	3	2	3	1	5	1	2	1	1	1	5	4	4	4	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	16	2	41	3	2	2	3	3	1	2	4	1	1	2	1	2	3	5	1	1	1	1	1	1	4	3	4	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	2	42	2	2	2	3	3	2	2	3	1	5	3	5	2	1	2	1	1	1	1	1	2	3	5	3	MUY_BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	16	1	42	2	2	3	3	5	2	2	3	1	4	5	2	4	1	5	1	1	1	1	1	3	2	1	3	MUY_BUENO

DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	1	42	2	2	3	5	3	1	2	4	1	2	3	5	3	2	3	1	1	1	1	1	3	4	3	3	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	1	43	2	2	2	3	3	2	2	3	3	4	1	3	3	1	1	1	1	1	1	1	3	1	3	3	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	2	44	2	2	2	5	4	1	2	3	1	5	5	4	1	4	2	1	1	1	1	1	5	4	3	3	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	1	44	2	1	1	4	4	1	2	4	1	1	1	4	1	3	2	1	1	1	1	1	5	3	4	4	MUY_BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	16	2	44	2	2	2	5	5	2	2	3	3	1	1	1	1	5	1	2	1	1	1	1	4	1	5	3	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	2	45	2	2	3	4	5	1	2	5	1	4	4	1	3	3	2	1	1	1	1	1	1	2	2	3	MUY_BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	16	1	46	2	2	2	3	4	1	2	3	3	5	4	2	1	1	5	1	1	1	1	1	4	1	3	3	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	16	1	46	4	2	3	3	4	1	2	4	1	2	4	4	3	3	3	2	1	1	1	1	1	1	3	5	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	1	46	3	2	3	3	5	1	2	4	3	1	5	4	4	1	2	1	1	1	1	1	1	1	3	4	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	16	2	48	2	2	2	4	5	1	2	3	1	5	5	5	1	5	5	1	1	1	1	1	4	5	5	5	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	17	2	22	2	2	2	2	3	1	2	3	1	3	3	5	4	2	5	1	1	1	1	1	3	3	3	5	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	17	2	23	2	1	1	2	4	1	2	3	1	3	3	5	1	5	5	3	2	1	1	1	1	1	1	5	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	17	2	24	1	2	1	2	4	1	2	3	1	1	1	1	4	5	1	2	1	1	2	1	5	3	1	3	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	17	2	29	2	2	2	3	4	1	2	5	1	1	4	5	1	2	2	1	1	1	1	1	3	1	4	5	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	17	2	29	2	2	2	2	4	1	2	4	2	4	3	2	2	3	4	2	1	1	1	1	1	3	3	5	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	17	2	29	1	2	1	2	5	1	2	4	1	3	3	1	2	2	1	2	1	1	1	1	2	3	3	4	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	17	2	30	2	2	3	3	5	2	2	5	1	2	4	2	2	2	5	1	1	1	1	1	2	4	2	5	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	17	2	30	2	1	3	3	3	1	2	5	2	3	1	3	1	5	5	1	1	1	1	1	2	5	1	5	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	17	2	32	1	1	1	3	5	1	2	5	1	3	5	1	5	4	5	1	1	1	1	1	4	3	4	4	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	17	2	33	1	2	1	3	3	1	2	4	1	1	2	4	5	2	3	1	1	2	1	1	1	3	3	4	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	17	2	33	1	2	1	3	5	1	2	4	1	5	5	2	4	4	5	1	1	1	1	1	2	4	1	3	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	17	2	35	3	2	3	3	3	2	2	4	1	4	2	2	2	5	4	1	1	1	1	1	4	1	2	4	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	17	2	36	2	2	2	4	5	1	2	4	1	3	1	5	2	5	1	2	2	1	1	1	3	1	1	4	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	17	2	37	1	1	2	4	3	1	2	3	1	5	2	3	2	1	3	1	1	1	1	1	4	1	2	5	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	17	1	37	2	2	2	3	5	1	2	4	3	5	1	5	2	3	5	1	1	1	1	1	1	4	5	3	MUY_BUENO

PEDAGOGÍA	17	2	37	1	2	1	3	5	1	2	3	1	4	4	4	3	1	1	3	1	1	1	1	1	5	3	4	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	17	2	38	2	2	2	5	4	1	2	3	1	4	4	1	1	2	1	1	1	1	1	1	1	4	5	5	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	17	2	39	3	2	2	4	5	1	2	3	1	3	5	2	1	4	2	1	1	1	1	1	3	3	3	4	MUY_BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	17	2	41	1	2	1	4	3	1	2	3	1	4	4	5	5	4	5	1	2	2	1	1	3	2	2	4	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	17	2	44	2	2	2	3	3	2	2	3	1	3	1	2	1	3	5	1	1	1	1	1	4	3	2	4	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	17	1	44	2	1	2	3	3	1	2	3	1	1	1	5	3	2	4	1	1	1	1	1	5	2	2	3	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	17	1	44	2	2	3	3	5	1	2	3	1	5	5	4	1	3	3	1	1	1	1	1	1	2	4	4	MUY_BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	17	2	45	2	2	3	3	5	2	2	3	2	2	1	2	3	5	1	1	1	1	1	1	4	4	5	3	MUY_BUENO
DOCENCIA_SUPERIOR_E_INVESTIGACIÓN_UNIVERSITARIA	17	1	48	3	2	2	3	3	1	2	4	1	2	1	1	4	1	2	1	1	1	1	1	3	3	1	3	MUY_BUENO
PEDAGOGÍA	18	2	37	1	2	3	4	4	2	2	4	1	4	5	1	1	1	4	1	1	1	1	1	3	1	1	4	MUY_BUENO
GERENCIA_DE_LA_EDUCACIÓN	18	1	43	2	2	2	3	4	2	2	4	1	5	1	3	1	2	1	3	1	1	1	1	4	5	5	5	MUY_BUENO



¿Cómo evalúa su rendimiento académico durante la carrera universitaria de pregrado?												
¿Ha desaprobado asignaturas en su carrera de pregrado, cuántas fueron?												
VARIABLES ACTITUDINALES												
Valor formativo												
Autorrealización												
Exigencia del Mercado laboral												
Ascenso social												
Horario de estudios												
Prestigio de la universidad												
Ud., ha pensado en abandonar alguna asignatura?												
¿Ud., ha pensado en abandonar algún semestre?												
¿Ud., ha pensado en cambiarse de maestría o doctorado?												
¿Ud., ha pensado en Retirarse definitivamente de sus estudios de post grado?												
¿Usted considera que finalizará con éxito sus estudios?												
VARIABLES INSTITUCIONALES												
Tiene una infraestructura adecuada para la maestría/doctorado												
Cuenta con los equipos adecuados para la maestría/doctorado												
Imparte las asignaturas correctas para la maestría/doctorado												
Ofrece un buen nivel profesional de los docentes												
El instrumento contiene instrucciones claras y precisas para responder el cuestionario												
Los ítems permiten el logro del objetivo de investigación												
Los ítems están distribuidos en forma lógica y secuencial												

El número de ítems es suficiente para recoger la información. En caso de ser negativa su respuesta sugiera qué ítems					
VALIDEZ					
Aplicable: ( )		No Aplicable: ( )		Aplicable atendiendo las observaciones: ( )	
GRUPO QUE VALIDÓ:					

**II. OPINIÓN DE LA APLICABILIDAD:** .....

**III. PROMEDIO DE VALIDACIÓN:** .....

Lugar y Fecha: Huacho, de ..... del 2020

\_\_\_\_\_  
Firma del Experto Informante

Apellidos y Nombres: .....

DNI N°: .....